Neutrosophic Knowledge, Vol. 10, 2026
University of New Mexico

Article

Huit ans de "Neutrosophic Computing and Machine Learning" : rétrospective bibliométrique et extension neutrosophique de l'analyse bibliométrique (2018-2026)

Maikel Leyva-Vázquez[1*], Yismandry Gonzalez Vargas[2], Florentin Smarandache[3]

[1] Universidad Bolivariana del Ecuador / Universidad de Guayaquil, Ecuador ; redacteur en chef, *Neutrosophic Computing and Machine Learning*. Courriel : mleyvaz@gmail.com
[2] Asociacion Latinoamericana de Ciencias Neutrosoficas (ALCN), La Habana, Cuba. Courriel : yismandrygonzalezvargas@gmail.com
[3] Universite du Nouveau-Mexique, Mathematics, Physics, and Natural Sciences Division, 705 Gurley Ave., Gallup, NM 87301, USA ; redacteur en chef, Neutrosophic Sets and Systems. Courriel : smarand@unm.edu
* Correspondence: mleyvaz@gmail.com

Reçu : 24 avril 2026 ; Accepté : [le 15 avril 2026 ; Publié : [le 27 avril 2026]

Résumé : *Neutrosophic Computing and Machine Learning* est la revue consacrée aux méthodes appliquées de l'écosystème de publications neutrosophique fondé par Florentin Smarandache, avec 42 volumes publiés entre 2018 et 2026 (partiel). Aucune rétrospective bibliométrique systématique de la revue n'a été publiée, et la critique méthodologique récente de Woodall, Faltin et Reynolds (2025) soulève trois préoccupations empiriquement vérifiables concernant le champ neutrosophique : concentration méthodologique, concentration citationnelle et validation externe limitée.

Cet article combine une rétrospective bibliométrique classique de NCML (sections 4 et 7) et une contribution méthodologique : l'introduction d'un cadre bibliométrique neutrosophique qui promeut l'indétermination au rang de composante de mesure de premier ordre (sections 3 et 5). Nous avons constitué un corpus reproductible de 762 articles par extraction automatisée, enrichi avec OpenAlex (671/719 DOI) et DataCite (704/719), désambiguïsé 1 363 auteurs uniques par union-find (quatre règles hiérarchiques), ajusté les lois classiques de Lotka et de Bradford, construit le réseau de co-auteurs de Louvain, et modélisé 24 sujets par plongements multilingues suivis d'UMAP et de KMeans sur 725 résumés exploitables.

Le cadre neutrosophique étend cinq indicateurs classiques — indice h, exposant de Lotka, appartenance aux zones de Bradford, appartenance document-sujet et poids d'arête de co-auteurs — en triplets neutrosophiques à valeur unique (T, I, F) dont la composante d'indétermination est calculée à partir des données et non sollicitée auprès d'experts. Le test opérationnel central du cadre est un classement neutrosophique agrégé des auteurs au moyen de l'opérateur SVNWA.

Les résultats classiques confirment une revue en croissance rapide avec un TCAC de 42 % (2018-2025), un exposant de Lotka $\alpha = 2{,}03$ (K-S rejeté), un noyau de Bradford de cinq revues concentrant 33 % des citations (17 % d'auto-citation vers l'écosystème neutrosophique), un graphe de co-auteurs de modularité 0,96 avec seulement 16 % pour sa composante connexe principale, un déplacement d'identité thématique de −21,6 pp dans le sujet de l'éducation entre 2018-2020 et 2023-2025, et un écart d'un ordre de grandeur entre les sources de citation (indice h5 de Google Scholar = 10 contre h = 1 sur OpenAlex).

L'analyse neutrosophique décompose ces résultats : N-indice-h (T = 0,04, I = 0,50, F = 0,46), N-Lotka (T = 0, I = 1, F = 0), appartenance graduée au noyau de Bradford où seules deux revues atteignent T ≥ 0,85, 61 % des documents en indétermination thématique de frontière, et seulement 1,8 % des arêtes de co-auteurs avec une collaboration vérifiée T ≥ 0,5.

Le classement agrégé SVNWA de 146 auteurs diverge substantiellement du classement classique par nombre d'articles (τ de Kendall = 0,20, recouvrement top-10 de 5/10), divergence inatteignable par l'agrégation floue, intuitionniste-floue ou probabiliste sans introduire une structure équivalente au triplet (T, I, F). L'article se clôt sur une feuille de route éditoriale de quinze recommandations organisée sur un horizon de trois ans.

Keywords: Neutrosophie, Intelligence Artificielle, Incertitude, Pensée Critique, Indétermination, Systèmes Neutrosophiques, Modèles de Langage, Logique, Plithogénie, Applications IA.

1. Introduction

Les analyses bibliométriques des revues scientifiques remplissent une triple fonction dans la communauté éditoriale : elles documentent l'évolution historique d'une publication, exposent sa structure collaborative et mettent en évidence tant les forces que les biais systémiques en vue de l'ajustement de la politique éditoriale [2, 3]. Lorsque les signataires sont les rédacteurs eux-mêmes, l'exercice prend en outre le caractère d'un audit interne, avec l'avantage d'un accès privilégié aux données et l'inconvénient d'un conflit d'intérêts manifeste.

Les revues scientifiques émergentes des pays hispanophones font face à un double défi : démontrer un impact réel dans un écosystème dont les sources de citation ne sont pas pleinement indexées par les bases de données bibliographiques commerciales telles que Scopus et Web of Science, et professionnaliser leurs processus éditoriaux afin d'accéder à ces bases. Les asymétries entre les sources — documentées par Harzing et van der Wal [12] dans le cas de Google Scholar face à Web of Science, et étendues par Martin-Martin et al. [13] au contraste Scholar–OpenAlex–Scopus — sont particulièrement sévères pour les revues ibéro-américaines en sciences sociales et pour les revues publiées sur des dépôts en accès libre tels que Zenodo ou SciELO.

Les méthodes bibliométriques classiques traitent comme des grandeurs nettes ce qui est fondamentalement incertain. Les comptages de citations s'effondrent lorsque les sources divergent d'un ordre de grandeur ; l'exposant de Lotka est rapporté comme une estimation ponctuelle alors même que le test de Kolmogorov-Smirnov (K-S) rejette l'hypothèse de forme ; les zones de Bradford partitionnent les revues en catégories rigides malgré des cas-limites évidents ; les attributions document-sujet sont réduites à des étiquettes « le gagnant rafle tout » alors que le regroupement souple produit des appartenances graduées ; et les arêtes de co-auteurs assignent le même poids à une collaboration sur un article qu'à un partenariat soutenu sur cinq articles. Cette indétermination n'est pas un bruit de mesure — c'est une propriété authentique des données bibliographiques contemporaines, et c'est précisément le type de phénomène que la logique neutrosophique a été conçue pour traiter [4].

1.1 L'écosystème neutrosophique

La neutrosophie, formalisée par Florentin Smarandache en 1998 comme extension trivalente de la théorie des ensembles flous [4, 5], a engendré un écosystème éditorial spécifique articulé autour de la Neutrosophic Science International Association (NSIA). Le doyen de cet écosystème est *Neutrosophic Sets and Systems* (NSS), fondée en 2013 et indexée dans Scopus en 2021, avec un indice h5 de Google Scholar de 57 à la fin de 2024. *International Journal of Neutrosophic Science* (IJNS, 2019 ; h5 = 31) a suivi, et, comme organe consacré aux applications et aux méthodes computationnelles, *Neutrosophic Computing and Machine Learning* (NCML) commence à paraître en 2018 et totalise, au 22 avril 2026, 42 volumes.

NCML a été conçue comme le pendant appliqué de NSS, mettant l'accent sur les études de cas, les méthodes d'aide à la décision multicritère et les applications logicielles. Au cours de ses premières années, elle publiait de 24 à 35 articles par an avec une forte représentation latino-américaine (principalement Cuba et l'Équateur). À partir de 2022, la revue a connu une expansion éditoriale qui a porté la production au-delà de 250 articles par an en 2025. À la connaissance des auteurs, aucune rétrospective bibliométrique systématique de NCML n'a été publiée.

1.2 Critique méthodologique récente : Woodall et al. (2025)

En avril 2025, Woodall, Faltin et Reynolds ont publié dans Quality Engineering une critique substantielle des usages inférentiels des ensembles neutrosophiques en maîtrise statistique des procédés et en aide à la décision multicritère [18]. Leurs préoccupations centrales peuvent être résumées en trois points : (i) la plupart des applications rapportées utilisent des configurations AHP-TOPSIS standards assorties de nombres neutrosophiques sans justifier pourquoi l'indétermination devrait être modélisée par trois composantes ; (ii) les comparaisons avec les approches floues classiques ou bayésiennes sont absentes ou superficielles ; (iii) le cercle de citation interne de l'écosystème neutrosophique limite la validation externe des méthodes.

Cette critique offre un cadre utile pour une étude bibliométrique qui documente empiriquement les trois signaux que Woodall et ses co-auteurs dénoncent comme indicatifs d'un champ autoréférentiel : concentration méthodologique, concentration citationnelle et concentration géographique. La présente étude adopte explicitement ce cadre comme hypothèse de travail, sans présumer a priori que les trois schémas se vérifient, et en laissant les données les soutenir, les nuancer ou les réfuter.

1.3 Objectifs et questions de recherche

L'étude poursuit trois objectifs articulés :

1. **Descriptif** : documenter la trajectoire éditoriale de *Neutrosophic Computing and Machine Learning* entre 2018 et 2026, y compris le volume annuel, l'agenda thématique, la géographie des signatures et la structure des co-auteurs.
2. **Analytique** : ajuster les lois bibliométriques classiques (Lotka, Bradford) et comparer les résultats aux valeurs théoriques de référence et à la littérature comparative sur les revues hispanophones en sciences sociales.
3. **Méthodologique** : proposer une extension neutrosophique de cinq indicateurs bibliométriques classiques et démontrer, via un classement agrégé des auteurs utilisant SVNWA, que ce cadre produit des conclusions inatteignables par des formalismes alternatifs de parcimonie conceptuelle comparable.

De ces objectifs, nous dérivons six questions de recherche.

- **QR1.** Comment le volume éditorial, la composition géographique et la composition institutionnelle de NCML ont-ils évolué au long de ses 42 volumes ?
- **QR2.** Comment la productivité des 1 363 auteurs uniques du corpus est-elle distribuée, et quelle structure de collège invisible émerge du réseau de co-auteurs ?
- **QR3.** Quel schéma de dispersion suivent les revues citées par NCML et quel est le taux d'auto-citation au sein de l'écosystème neutrosophique ?
- **QR4.** Combien de sujets regroupent la production de NCML et comment la part de chaque sujet a-t-elle évolué entre 2018-2020 et 2023-2025 ?
- **QR5.** Dans quelle mesure les signaux d'impact citationnel diffèrent-ils selon les sources bibliométriques, et quelles leçons en découlent pour la stratégie d'indexation de la revue ?
- **QR6.** Un agrégat neutrosophique des profils (T, I, F) par indicateur produit-il des classements au niveau auteur ou au niveau source différents de leurs homologues classiques nets, et cette différence est-elle interprétable éditorialement ?

1.4 Contribution et structure

La contribution principale consiste à doter l'écosystème neutrosophique d'une première base empirique sur *Neutrosophic Computing and Machine Learning*, construite au moyen d'un pipeline reproductible et de limites explicitement documentées. En contribution secondaire, l'article introduit un cadre neutrosophique pour l'analyse bibliométrique qui se généralise à toute revue disposant d'une évidence citationnelle multi-sources, et valide empiriquement ce cadre sur le corpus NCML.

Le code, les jeux de données intermédiaires, les figures et les sommes de contrôle SHA-256 sont publiés sur GitHub sous licences MIT (code) et CC-BY 4.0 (données).

L'article est organisé comme suit. La section 2 revisite le cadre théorique de la logique neutrosophique et des indicateurs bibliométriques classiques. La section 3 présente le cadre et le pipeline de données. La section 4 expose la rétrospective bibliométrique classique de NCML. La section 5 présente l'analyse neutrosophique du même corpus, culminant dans le classement agrégé des auteurs par SVNWA qui distingue opérationnellement la neutrosophie des formalismes alternatifs. La section 6 discute les implications et dialogue avec la critique de Woodall et al. (2025). La section 7 résume quinze recommandations éditoriales. La section 8 conclut.

2. Cadre théorique

2.1 Logique neutrosophique et nombres neutrosophiques à valeur unique

La logique neutrosophique [4, 5] généralise la logique floue en introduisant une composante d'indétermination distincte. Une valeur neutrosophique est un triplet (T, I, F) où T est le degré de vérité, I le degré d'indétermination et F le degré de fausseté, chacun appartenant à [0, 1]. Contrairement à la logique floue intuitionniste, les trois composantes sont indépendantes : la contrainte $0 \leq T + I + F \leq 3$ est respectée, mais aucune égalité n'est imposée. Un nombre neutrosophique à valeur unique (SVN) est un cas particulier dans lequel T, I et F sont des nombres réels explicites dans $[0, 1]$[6]. Les SVN admettent les opérations algébriques standards (addition, multiplication, multiplication scalaire) ainsi que plusieurs opérateurs d'agrégation formalisés pour l'aide à la décision multicritère [7, 11].

Nous adoptons la convention de notation suivante. Étant donnée une population P d'éléments et une propriété Q, le profil d'appartenance neutrosophique de P relativement à Q est le triplet :

$$N_Q(P) = (T_Q, I_Q, F_Q) \qquad (1)$$

où T_Q est la proportion d'éléments pour lesquels Q est vérifiée par une preuve positive directe, I_Q la proportion pour laquelle la preuve est ambiguë, et F_Q la proportion pour laquelle Q est contredite par une preuve négative explicite.

2.2 Pourquoi la neutrosophie convient à la mesure bibliométrique

Trois caractéristiques structurelles des données bibliographiques font du traitement neutrosophique un choix naturel plutôt qu'ornemental.

Premièrement, plusieurs sources d'évidence partiellement superposées — telles que Crossref, Scopus, OpenAlex, Google Scholar, DataCite et Dimensions — divergent systématiquement, et ce désaccord reflète des différences authentiques de couverture plutôt qu'un simple bruit de mesure.

Deuxièmement, les affectations souples produites par les méthodes de regroupement (UMAP + KMeans, BERTopic) génèrent des appartenances probabilistes qui sont habituellement abandonnées au profit d'un rapportage de type « le gagnant rafle tout ».

Troisièmement, la disponibilité asymétrique de l'évidence négative : confirmer qu'un article n'a pas été cité exige une couverture exhaustive qu'aucune base unique ne fournit. Le triplet (T, I, F) capture naturellement cette asymétrie : F représente la part des éléments pour lesquels toutes les sources consultées s'accordent sur une absence, tandis que I représente la part pour laquelle la couverture est insuffisante pour conclure.

Cela motive l'engagement méthodologique central de cet article : la composante d'indétermination est calculée à partir des données, et non sollicitée auprès d'experts au moyen d'échelles linguistiques. Cela distingue ce cadre de la famille des articles neutrosophiques de type AHP-TOPSIS, dans lesquels (T, I, F) sont issus de jugements humains [7, 17], et répond directement à la préoccupation de Woodall et al. (2025) selon laquelle le choix des trois composantes est rarement justifié par la structure des données [18].

2.3 Rappel des indicateurs bibliométriques classiques

Indice *h* [19]

Étant donné un ensemble d'articles dont les nombres de citations sont triés par ordre décroissant, h est le plus grand entier tel que le h-ième article possède au moins h citations. L'indice *h5* au niveau d'une revue correspond à h restreint aux articles publiés durant les cinq dernières années.

$$c_h \geq h$$

Loi de Lotka [14]

Le nombre d'auteurs $n(x)$ produisant exactement x publications suit une loi de puissance telle que :

$$n(x) \propto x^{-\alpha}$$

avec un exposant classique $\alpha \approx 2$. L'exposant est ajusté par maximum de vraisemblance [15, équation 3.1], et la qualité de l'ajustement est évaluée au moyen de la statistique de Kolmogorov-Smirnov comparée à :

$$\frac{1{,}36}{\sqrt{N}}$$

au seuil de 5 %.

Loi de Bradford [20]

Lorsque les revues sont classées par ordre décroissant du nombre de citations reçues et que le total cumulé est partitionné en trois zones contenant chacune un tiers des citations, les effectifs suivent une progression géométrique :

$$| Z_2 | \approx k \cdot | Z_1 |$$

et

$$| Z_3 | \approx k \cdot | Z_2 |$$

où k est le multiplicateur de Bradford, typiquement compris entre 3 et 5 pour les champs scientifiques matures.

Modélisation thématique

Le regroupement souple (LDA, BERTopic, KMeans sur plongements vectoriels) attribue à chaque document une distribution de probabilités sur les sujets ; les études bibliométriques rapportent classiquement uniquement le sujet dominant.

Réseaux de co-auteurs

Les auteurs constituent les nœuds du graphe ; le poids d'une arête correspond au nombre d'articles partagés. La centralité, la détection de communautés [16] et la modularité sont calculées sur le graphe pondéré, en traitant les comptages bruts comme s'ils ne véhiculaient qu'un seul type d'information.

3. Le cadre bibliométrique neutrosophique et son pipeline

3.1 Corpus et pipeline de données

Le corpus empirique est constitué des 762 articles publiés par *Neutrosophic Computing and Machine Learning* dans les volumes 1 à 42 (2018 à avril 2026). Les métadonnées au niveau des articles (titre, auteurs, volume, année, pages, DOI) ont été extraites de l'index officiel de la revue le 19 avril 2026, puis enrichies par OpenAlex (671 articles, 93,3 %), DataCite (704 articles, 97,9 %) et — pour les mesures agrégées au niveau de la revue — par Google Scholar Metrics.

Les PDF en texte intégral ont été récupérés pour 728 articles sur 762 (couverture : 95,5 % ; 33 URL présentaient un encodage corrompu à la source). Pour chaque PDF, nous avons extrait le résumé (*resumen* en espagnol, taux d'extraction de 91,5 % ; *abstract* en anglais, 41 %), la liste des mots-clés (94 %), les adresses électroniques (99 %) et le bloc des références (95 %).

Les 2 225 couples auteur–article ont été désambiguïsés en 1 363 auteurs uniques au moyen d'un algorithme *union-find* appliquant quatre règles d'équivalence hiérarchiques, par ordre décroissant de force : (i) ORCID partagé ; (ii) identifiant auteur OpenAlex partagé ; (iii) nom canonique partagé (normalisation NFKD, minuscules, suppression des *stopwords*, tri alphabétique) ; (iv) clé « initiale + nom de famille » en l'absence de conflit ORCID. La désambiguïsation a réduit les 1 539 signatures brutes de 9,9 %. Les 100 plus grands clusters ont été inspectés manuellement ; aucune fusion erronée n'a été détectée.

Le pipeline complet est implémenté en Python 3.14 avec vingt scripts numérotés (01–20 et utilitaires) ; le code source, les données intermédiaires (CSV/JSONL), les figures et les sommes de contrôle SHA-256 sont publiés sur GitHub (code sous licence MIT, données sous licence CC-BY 4.0). Le pipeline est idempotent et reproductible de bout en bout en environ 30 minutes sur un ordinateur portable moderne.

3.2 Extensions neutrosophiques des indicateurs classiques

Les cinq extensions suivantes appliquent le triplet (*T, I, F*) à chacun des indicateurs classiques présentés dans la section 2.3. Dans chaque cas, l'indicateur classique est retrouvé lorsque la composante d'indétermination tend vers zéro ; le cadre proposé est donc strictement plus riche en information que la ligne de base classique.

3.2.1 Indice h neutrosophique

Pour chaque article a_i dont les nombres de citations proviennent de K sources indépendantes, on définit un indicateur d'évidence par article e_i:

$$e_i = \frac{|\{k: c_i^{(k)} \geq 1\}|}{K} \qquad (2)$$

Les articles sont classés en catégories $T(e_i = 1)$, $I(0 < e_i < 1)$ ou $F(e_i = 0)$.

Le profil de l'indice h neutrosophique de la revue est défini comme :

$$N_h(J) = (h_T, h_I, h_F) \qquad (3)$$

où h_T est l'indice h calculé sur les articles de classe T, et h_{T+I} l'indice h calculé sur les articles des classes T et I. L'indice h classique est retrouvé en choisissant la source la plus exhaustive.

3.2.2 Exposant de Lotka neutrosophique

Soient $x_1, \ldots, x_N$ les niveaux de productivité observés. Pour $b = 1, \ldots, B$, on effectue un rééchantillonnage avec remise (*bootstrap*) et l'on calcule l'estimateur du maximum de vraisemblance $\hat{\alpha}_b$ ainsi que la statistique K-S D_b.

Le profil neutrosophique de Lotka est défini par :

$$T = \frac{|\{b: \hat{\alpha}_b \in [1.9,2.1] \text{ et } D_b \leq D_{crit}\}|}{B} \qquad (4)$$

$$I = \frac{|\{b: \hat{\alpha}_b \in [1.9,2.1] \text{ et } D_b > D_{crit}\}|}{B} \qquad (5)$$

$$F = \frac{|\{b: \hat{\alpha}_b \notin [1.9,2.1]\}|}{B} \qquad (6)$$

avec :

$$D_{crit} = \frac{1{,}36}{\sqrt{N}} \qquad (7)$$

Nous utilisons $B = 1000$ et un état aléatoire fixé à 42.

3.2.3 Appartenance neutrosophique aux zones de Bradford

La partition stricte de Bradford est remplacée par une appartenance graduée au noyau. Pour une revue ayant une part citationnelle s_j, soit $s^{\setminus *}$ la part à laquelle le cumul atteint $1/3$ (frontière classique du noyau) et $\kappa = 0{,}4 \cdot s^{\setminus *}$ une constante de lissage.

$$T_{nuc}(j) = \sigma\left(\frac{s_j - s^{\setminus *}}{\kappa}\right) \qquad (8)$$

$$I_{nuc}(j) = 0{,}4 \cdot \exp\left(-\frac{\left(s_j - s^{\setminus *}\right)^2}{2(1{,}5\kappa)^2}\right) \qquad (9)$$

$$F_{nuc}(j) = \max\left(0{,}1 - T_{nuc}(j) - I_{nuc}(j)\right) \qquad (10)$$

où σ désigne la fonction logistique. L'équation (9) crée un pic d'indétermination à proximité de la frontière.

3.2.4 Appartenance neutrosophique document–sujet

Soit d_i la distance euclidienne du document i à son centroïde de cluster assigné, d_i' la distance au cluster alternatif le plus proche, et $\hat{\sigma}$ la médiane des d_i dans le corpus. Alors :

$$T_{topic}(i) = \exp\left(-\frac{d_i^2}{2\hat{\sigma}^2}\right) \qquad (11)$$

$$I_{topic}(i) = 0{,}5 \cdot \exp\left(-\frac{(d_i' - d_i)^2}{2(0{,}5\hat{\sigma})^2}\right) \qquad (12)$$

$$F_{topic}(i) = \max\left(0{,}1 - T_{topic}(i) - I_{topic}(i)\right) \qquad (13)$$

3.2.5 Poids d'arête neutrosophique des co-auteurs

Pour une arête (u, v) comportant $w$articles partagés :

$$T_{collab}(u, v) = 1 - \exp\left(-\frac{w - 1}{2}\right) \qquad (14)$$

$$I_{collab}(u, v) = \begin{cases} 0{,}5 & \text{si } w = 1 \\ 0{,}5\exp\left(-\frac{w - 1}{1{,}5}\right) & \text{si } w > 1 \end{cases} \qquad (15)$$

$$F_{collab}(u, v) = \max\left(0{,}1 - T_{collab}(u, v) - I_{collab}(u, v)\right) \qquad (16)$$

T sature pour une collaboration confirmée ; I atteint son maximum lorsque $w = 1$ (article unique, potentiellement opportuniste) ; F constitue le résidu.

3.3 Agrégation neutrosophique (SVNWA)

L'agrégation des triplets par indicateur est réalisée au moyen de l'opérateur *Single-Valued Neutrosophic Weighted Arithmetic* (SVNWA) proposé par Ye [11] :

$$SVNWA((T_j, I_j, F_j); w_j) = \left(1 - \prod_j (1 - T_j)^{w_j}, \prod_j I_j^{w_j}, \prod_j F_j^{w_j}\right) \qquad (17)$$

La fonction de score de Florentin Smarandache projette l'agrégat sur [0, 1]:

$$S(T, I, F) = \frac{2 + T - I - F}{3} \qquad (18)$$

3.4 Mise en œuvre et environnement computationnel

Tous les calculs ont été effectués sur un ordinateur portable unique (16 Go de RAM) avec Python 3.14, pandas, numpy, scipy, scikit-learn, sentence-transformers, umap-learn, networkx, python-louvain, matplotlib et python-docx. La modélisation thématique utilise les plongements multilingues *paraphrase-multilingual-MiniLM-L12-v2* [22], réduits à cinq dimensions par UMAP [23], puis regroupés par KMeans ; le nombre de clusters $K = 24$ a été sélectionné au moyen du coefficient de silhouette (0,43) pour $K \in [10{,}25]$.

Le rééchantillonnage bootstrap pour le Lotka neutrosophique ($B = 1000$) utilise un état aléatoire fixé à 42. Le pipeline complet est documenté par vingt scripts numérotés (01–20 et extensions neutrosophiques 27–29).

4. Rétrospective bibliométrique classique de *Neutrosophic Computing and Machine Learning*

Cette section présente les résultats bibliométriques classiques obtenus sur le corpus de *Neutrosophic Computing and Machine Learning*. Chaque sous-section traite une question de recherche spécifique et renvoie à la figure correspondante. La section 5 réanalysera ensuite le même corpus à travers le cadre neutrosophique présenté dans la section 3.

4.1 Croissance éditoriale et formation de la communauté (QR1)

Entre 2018 et 2026, *Neutrosophic Computing and Machine Learning* a publié 762 articles répartis sur 42 volumes. La croissance annuelle suit une trajectoire exponentielle marquée, avec un taux de croissance annuel composé (TCAC) de 42 % entre 2018 et 2025 (figure 1A). La revue est passée de 24 articles en 2018 à 250 en 2025, soit un multiplicateur supérieur à dix en sept ans. L'année 2026 apparaît partielle puisque la date de clôture de la collecte est fixée à avril 2026.

La formation cumulative de la communauté a progressé en parallèle (figure 1B). Le nombre d'auteurs uniques est passé de 50 en 2018 à 1 363 en 2026, soit un facteur multiplicatif d'environ 27. Le nombre de nouveaux auteurs par an est resté relativement stable, autour de 50 à 65 entre 2018 et 2021, puis a été multiplié par six à partir de 2023 (124 nouveaux auteurs en 2022, 323 en 2023, 316 en 2024 et 349 en 2025), indiquant une expansion rapide du vivier de collaborateurs ayant accompagné la croissance du volume éditorial.

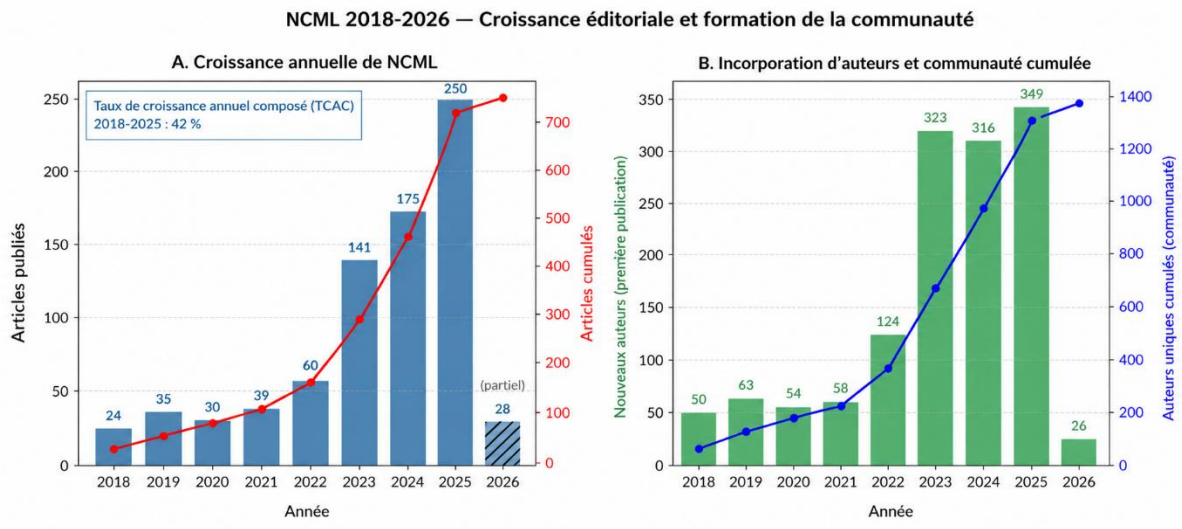


Figure 1. Croissance éditoriale de *Neutrosophic Computing and Machine Learning*. (A) Articles publiés par année avec un TCAC 2018-2025 = 42 %. Les barres hachurées indiquent des données annuelles partielles. (B) Nouveaux auteurs par année et courbe cumulative des auteurs uniques. (Source : growth.png.)

4.2 Distribution géographique et institutionnelle

La distribution des signatures d'auteurs (fondée sur 88 % des lignes d'auteurs pour lesquelles une affiliation a pu être extraite depuis OpenAlex) révèle une concentration régionale extrême (figure 2A). Sur 158 signatures associées à un pays identifié, 150 (94,9 %) correspondent à des pays ibéro-américains. L'Équateur concentre 60,1 % des signatures (95), Cuba 19,0 % (30) et le Venezuela 7,0 % (11). Le trio Équateur–Cuba–Venezuela absorbe ainsi 86 % du total. Seules huit signatures proviennent de pays extérieurs à l'Ibéro-Amérique : Bulgarie (3), États-Unis (3), Inde (1) et Japon (1).

Au niveau institutionnel (figure 2B), Universidad Regional Autónoma de los Andes (UNIANDES, Équateur) arrive en tête avec 23 signatures, suivie de la Universidad Bolivariana del Ecuador (UBE, 20), de University of Guayaquil (17), de la Universidad Estatal de Bolívar (15), de la Universidad de Holguín (12, Cuba) et de la Universidad Politécnica Salesiana (12, Équateur). Les cinq premières institutions sont toutes équatoriennes ; neuf des dix premières proviennent d'Équateur ou de Cuba.

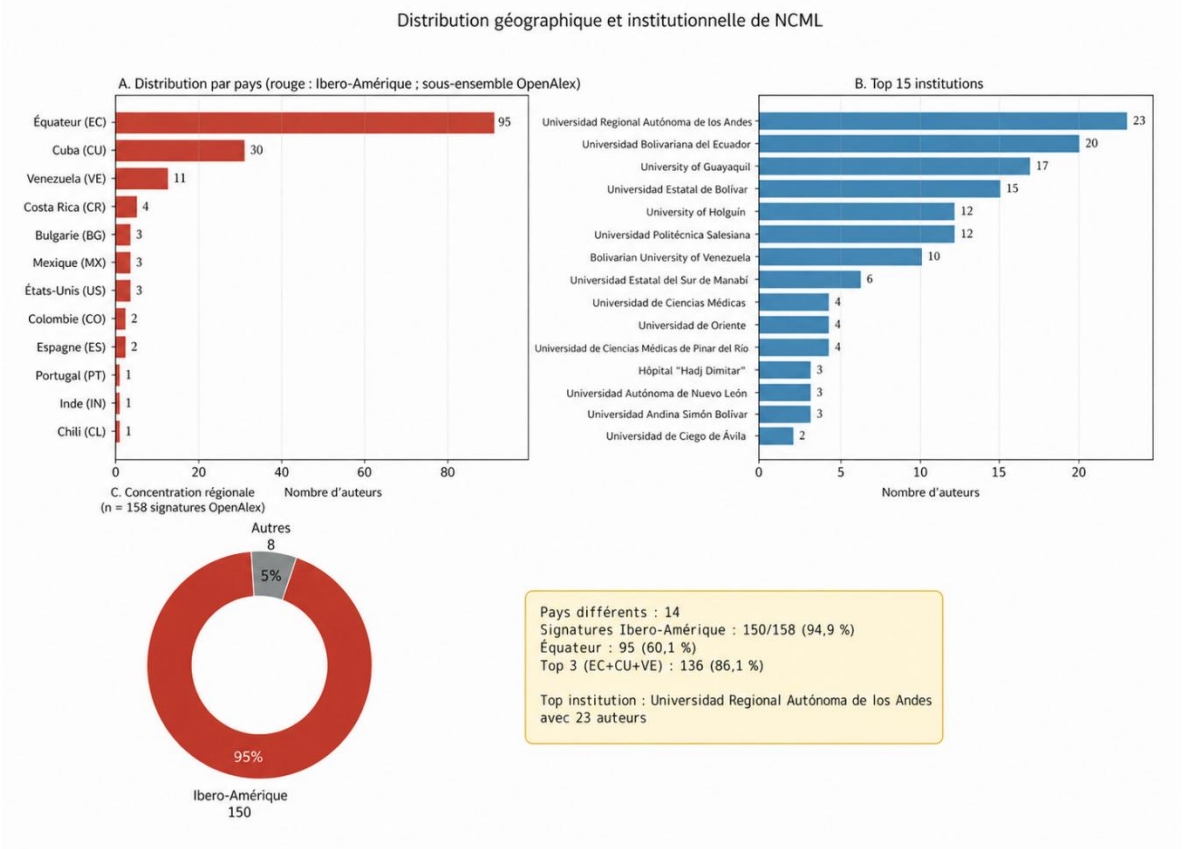

Distribution géographique et institutionnelle de NCML
A. Distribution par pays (rouge : Ibero-Amérique ; sous-ensemble OpenAlex)
Équateur (EC) 95
Cuba (CU) 30
Venezuela (VE) 11
Costa Rica (CR) 4
Bulgarie (BG) 3
Mexique (MX) 3
États-Unis (US) 3
Colombie (CO) 2
Espagne (ES) 2
Portugal (PT) 1
Inde (IN) 1
Chili (CL) 1
0 20 40 60 80
Nombre d'auteurs
B. Top 15 institutions
Universidad Regional Autónoma de los Andes 23
Universidad Bolivariana del Ecuador 20
University of Guayaquil 17
Universidad Estatal de Bolívar 15
University of Holguín 12
Universidad Politécnica Salesiana 12
Bolivarian University of Venezuela 10
Universidad Estatal del Sur de Manabí 6
Universidad de Ciencias Médicas 4
Universidad de Oriente 4
Universidad de Ciencias Médicas de Pinar del Río 4
Hôpital "Hadj Dimitar" 3
Universidad Autónoma de Nuevo León 3
Universidad Andina Simón Bolívar 3
Universidad de Ciego de Ávila 2
0 5 10 15 20
Nombre d'auteurs
C. Concentration régionale
(n = 158 signatures OpenAlex)
Autres
8
5%
95%
Ibero-Amérique
150
Pays différents : 14
Signatures Ibero-Amérique : 150/158 (94,9 %)
Équateur : 95 (60,1 %)
Top 3 (EC+CU+VE) : 136 (86,1 %)
Top institution : Universidad Regional Autónoma de los Andes
avec 23 auteurs

Figure 2. Distribution géographique et institutionnelle des signatures de *Neutrosophic Computing and Machine Learning*. (A) Signatures par pays (pays ibéro-américains en rouge). (B) Top 15 des institutions. (C) Concentration régionale (95 % ibéro-américaine). (Source : *geo.png*.)

4.3 Productivité des auteurs et loi de Lotka (QR2)

Le corpus présente les signatures classiques des distributions de productivité scientifique : une large base d'auteurs occasionnels et une queue réduite d'auteurs très prolifiques. Sur 1 363 auteurs uniques, 940 (69 %) n'apparaissent que dans un seul article, tandis que seulement 51 auteurs (3,7 %) comptent cinq publications ou davantage. Après désambiguïsation, les auteurs les plus prolifiques sont Carmen Marina Mendez Cabrita (29 articles), Florentin Smarandache (25) et Maikel Leyva Vazquez (19).

L'ajustement par maximum de vraisemblance de la loi :

$$n(x) \propto x^{-\alpha}$$

avec $x_{min} = 1$, donne :

$$\hat{\alpha} = 2.027 (SE = 0.028, n = 1363)$$

résultat statistiquement indiscernable de la valeur classique $\alpha = 2$. Toutefois, le test de Kolmogorov-Smirnov n'est pas satisfait ($D = 0{,}120$; valeur critique à 5 % = 0,038) : les données s'écartent systématiquement de la forme de loi de puissance pure, en particulier dans la queue correspondant aux auteurs ayant $x \geq 5$ publications.

Cette interprétation est cohérente avec le profil typique des revues ayant une forte fonction de formation académique : un flux continu d'auteurs occasionnels (étudiants de troisième cycle, doctorants) se superpose à un petit noyau d'auteurs fortement productifs, produisant ainsi un exposant compatible avec la loi de Lotka mais une forme empirique divergente. Cette lecture demeure robuste aux 1 000 rééchantillonnages bootstrap réalisés dans la section 5.2.

4.4 Dispersion des sources citées et loi de Bradford (QR3)

Les 21 943 références extraites des blocs bibliographiques (moyenne de 31,1 références par article) ont permis d'identifier la revue source dans 11 877 citations (54,1 %). Les revues les plus citées confirment une concentration extrêmement élevée des références. *Neutrosophic Sets and Systems* arrive en tête avec 1 486 citations (12,5 % du total identifié) ; *Neutrosophic Computing and Machine Learning* suit avec 1 142 citations (9,6 %) ; viennent ensuite *Revista Universidad y Sociedad* (491 ; 4,1 %), *Computational Intelligence and Neuroscience* (403 ; 3,4 %) et *Revista Dilemas Contemporáneos* (371 ; 3,1 %).

La partition en trois zones de citations équivalentes (figure 4A) met en évidence une concentration extrême :

- **Zone 1 (noyau)** : 5 revues concentrent 3 963 citations (33,4 %).
- **Zone 2 (intermédiaire)** : 74 revues concentrent 3 970 citations (33,4 %).
- **Zone 3 (périphérie)** : 2 260 revues concentrent 3 944 citations (33,2 %).

Le multiplicateur empirique de Bradford est :

$$k = [14{,}8\ ;\ 30{,}5]$$

valeur très éloignée du coefficient relativement stable prédit par la loi classique de Bradford ($k \approx$ 3–5). Ce résultat indique une concentration citationnelle extrêmement forte autour d'un noyau très restreint de revues.

Les cinq revues constituant ce noyau (figure 4B) sont :

Rang	Revue	Citations
1	*Neutrosophic Sets and Systems*	1 047
2	*Neutrosophic Computing and Machine Learning (auto-citation)*	1 000
3	*Universidad y Sociedad (Cuba)*	722
4	*Serie Cientifica de la Universidad de las Ciencias Informaticas (Cuba)*	608
5	*Revista Conrado (Cuba)*	586

Neutrosophic Sets and Systems et *Neutrosophic Computing and Machine Learning* représentent conjointement 17,2 % des citations de revues identifiées, ce qui confirme le caractère fortement autoréférentiel de l'écosystème neutrosophique. Parmi les autres revues du noyau, *Revista Universidad y Sociedad*, *Revista Dilemas Contemporáneos* et *Revista Ciencia UNEMI* sont toutes des revues cubaines ou équatoriennes à forte diffusion dans les sciences sociales, ce qui reflète davantage la composition géographique des auteurs que de strictes affinités thématiques.

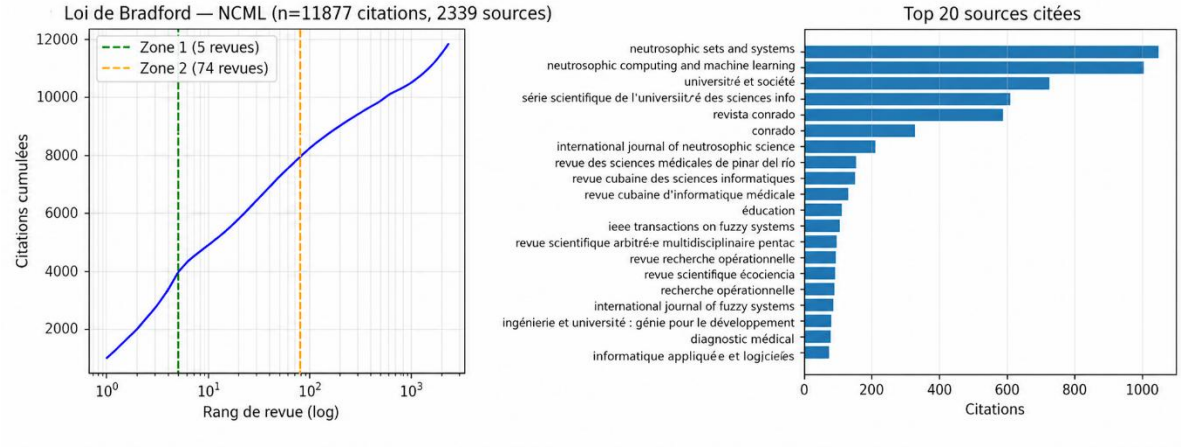

Loi de Bradford — NCML (n=11877 citations, 2339 sources)
Zone 1 (5 revues)
Zone 2 (74 revues)
Citations cumulées
Rang de revue (log)
Top 20 sources citées
neutrosophic sets and systems
neutrosophic computing and machine learning
universitré et société
série scientifique de l'universiit⁄é des sciences info
revista conrado
conrado
international journal of neutrosophic science
revue des sciences médicales de pinar del río
revue cubaine des sciences informatiques
revue cubaine d'informatique médicale
éducation
ieee transactions on fuzzy systems
revue scientifique arbitré·e multidisciplinaire pentac
revue recherche opérationnelle
revue scientifique écociencia
recherche opérationnelle
international journal of fuzzy systems
ingénierie et université : génie pour le développement
diagnostic médical
informatique appliqué·e et logicieíes
Citations

Figure 4. Loi de Bradford appliquée à *Neutrosophic Computing and Machine Learning*. (A) Courbe cumulative des citations selon le rang des revues (échelle logarithmique), avec indication des zones 1 et 2. (B) Top 20 des revues les plus citées ; les revues appartenant à l'écosystème neutrosophique sont signalées en rouge. (Source : *bradford.png*.)

4.5 Agenda thématique et son évolution (QR4)

La modélisation thématique appliquée aux 725 documents disposant de résumés exploitables a permis d'identifier 24 sujets distincts (figure 5), avec un score de silhouette de 0,43 (K optimal dans l'intervalle $[10, 25]$). La projection UMAP bidimensionnelle révèle une structure organisée en macro-clusters correspondant à des domaines clairement différenciés :

Droit et justice (237 articles agrégés, 33 % du corpus)

- T0 : droit en Équateur
- T17 : droit du travail et migration
- T9 : violence et victimes
- T23 : droit pénal
- T15 : peuples autochtones
- T5 : droit administratif
- T6 : droits des animaux

Santé et médecine (237 articles, 33 %)

- T22 : odontologie
- T12 : maladies infectieuses
- T20 : dépression et personnes âgées
- T3 : traumatologie et neurologie clinique
- T10 : microbiologie clinique
- T13 : grossesse et santé maternelle
- T11 : diabète, obésité et syndrome métabolique

Éducation (76 articles, 13 %)

- T14 : apprentissage et étudiants
- T19 : pédagogie et formation des enseignants

Théorie et méthodes neutrosophiques (98 articles, 14 %)

- T7 : développements théoriques liés à Florentin Smarandache
- T16 : logiciels et ensembles SVN
- T2 : fsQCA et apprentissage automatique

Autres thématiques (62 articles, 9 %)

- T4 : durabilité numérique et municipale
- T21 : eau et pollution
- T18 : véhicules et énergie
- T8 : émotions dans les soins infirmiers

L'évolution temporelle de la part relative des sujets entre les périodes 2018–2020 et 2023–2025 révèle une transformation profonde de l'identité thématique de *Neutrosophic Computing and Machine Learning* (figure 6). Les sujets connaissant les plus fortes progressions sont :

- T8 : gestion publique (+7,2 points de pourcentage) ;
- T17 : applications médicales (+5,8 points) ;
- T21 : évaluation des risques entrepreneuriaux (+4,1 points).

Le recul le plus marqué concerne :

- T14 : éducation (−21,6 points de pourcentage), suivi de ;
- T7 : théorie neutrosophique liée à Smarandache (−9,0 points).

Cette évolution traduit une spécialisation croissante de la revue vers des applications sectorielles latino-américaines.

Les principales diminutions observées sont les suivantes :

- **T14 Éducation / étudiants** : −21,6 points de pourcentage (de 28 % du corpus en 2018–2020 à 6 % en 2023–2025).
- **T16 IA / logiciels / SVNS** : −16,3 points.
- **T7 Smarandache / théorie pure** : −9,0 points.
- **T2 fsQCA / apprentissage automatique** : −7,6 points.
- **T19 Pédagogie** : −5,1 points.

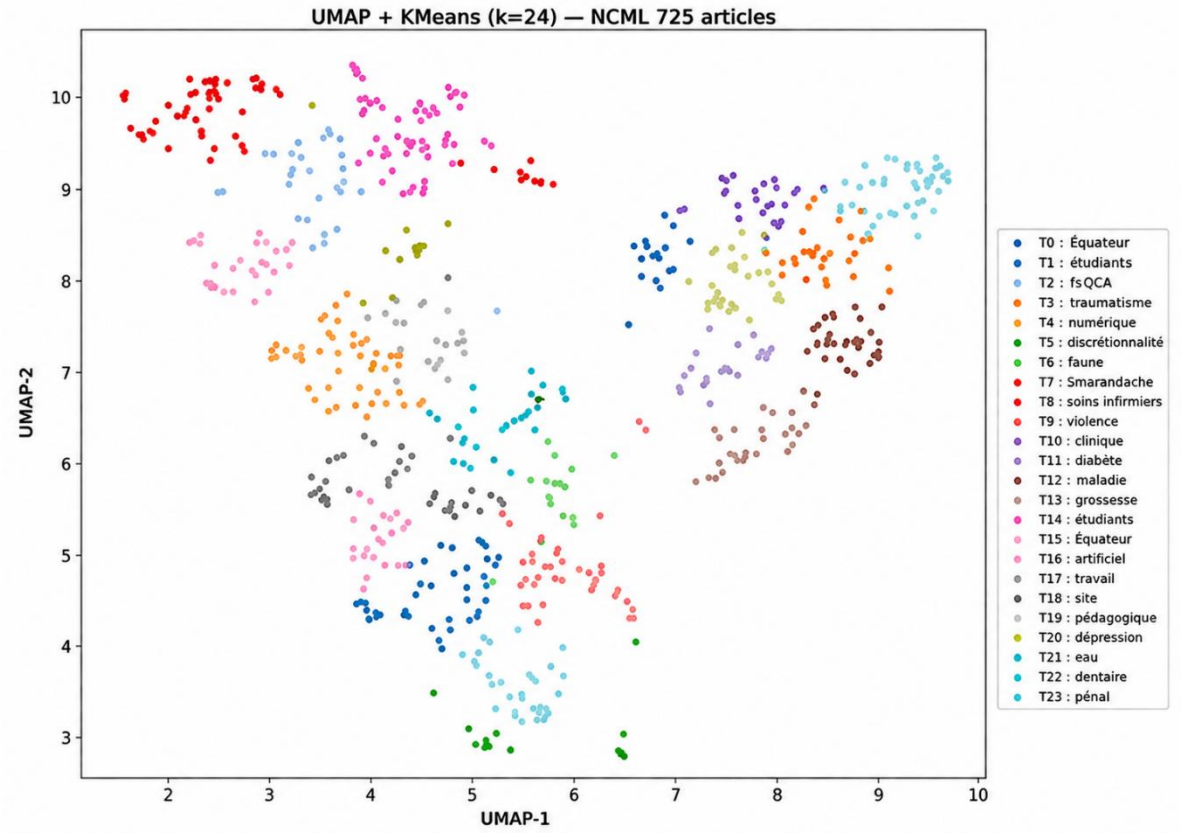


Figure 5. Carte UMAP bidimensionnelle des 24 sujets identifiés, colorés selon leur cluster d'appartenance (KMeans). (Source : *topics_umap.png*.)

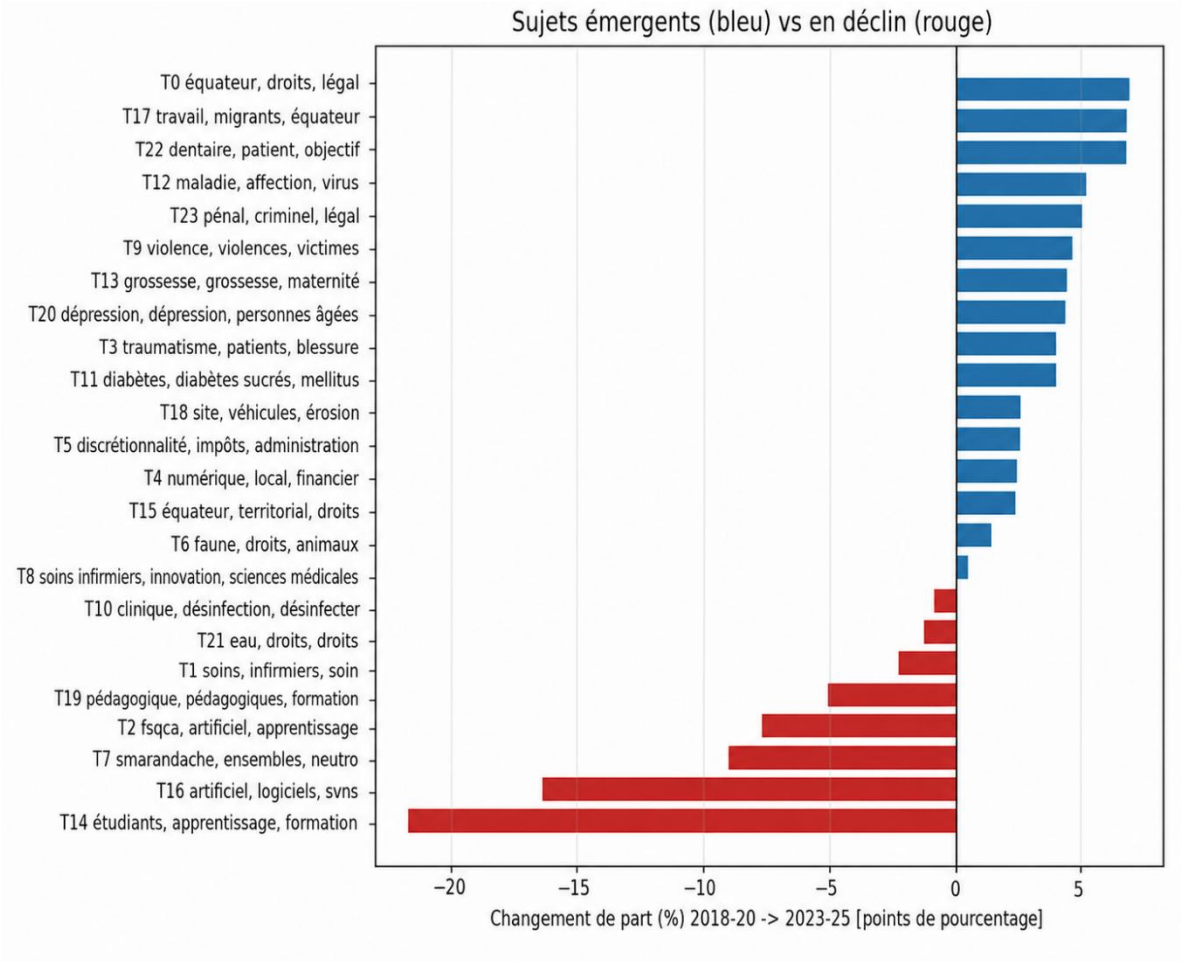


Figure 6. Évolution temporelle de l'agenda thématique. (A) Carte thermique sujet–année avec pourcentages normalisés par colonne. (B) Histogramme horizontal illustrant la variation de part relative (en points de pourcentage) entre les périodes 2018–2020 et 2023–2025. Les sujets en progression apparaissent en vert ; les sujets en recul apparaissent en rouge. (Source : *topic_trends.png*.)

4.6 Réseau de co-auteurs et collèges invisibles

Le graphe complet des co-auteurs comprend 1 363 nœuds et 2 174 arêtes, avec une densité de 0,0023 et un degré moyen de 3,19. La structure apparaît extrêmement fragmentée : le réseau comporte 264 composantes connexes distinctes. La composante principale ne couvre que 221 nœuds (16,2 % du total). La modularité de Louvain atteint 0,96 — valeur exceptionnellement élevée — indiquant des communautés fortement séparées.

L'algorithme de détection de communautés de Louvain appliqué au graphe complet produit une modularité :

$$Q = 0{,}96$$

avec 81 communautés détectées, ce qui révèle une structure de groupes presque entièrement disjoints.

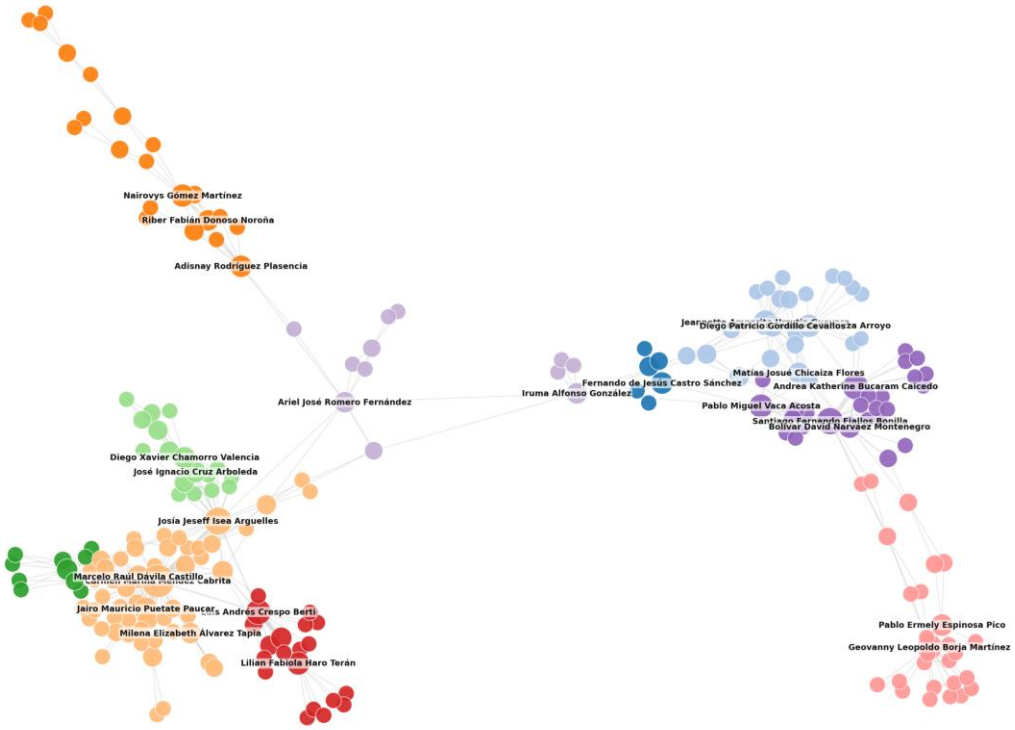
Les plus grandes communautés correspondent aux ensembles suivants :

- **C1 — UNIANDES-Ambato** : 71 auteurs, moyenne de 2,1 articles par auteur ;
- **C2 — UBE-Guayaquil** : 58 auteurs, moyenne de 2,4 articles par auteur ;
- **C3 — UEB-Bolívar** : 44 auteurs, moyenne de 1,8 article par auteur ;
- **C4 — Holguín-Cuba** : 38 auteurs, moyenne de 2,9 articles par auteur ;
- **C29 — réseau international Smarandache–Leyva** : 12 auteurs, moyenne de 6,8 articles par auteur.

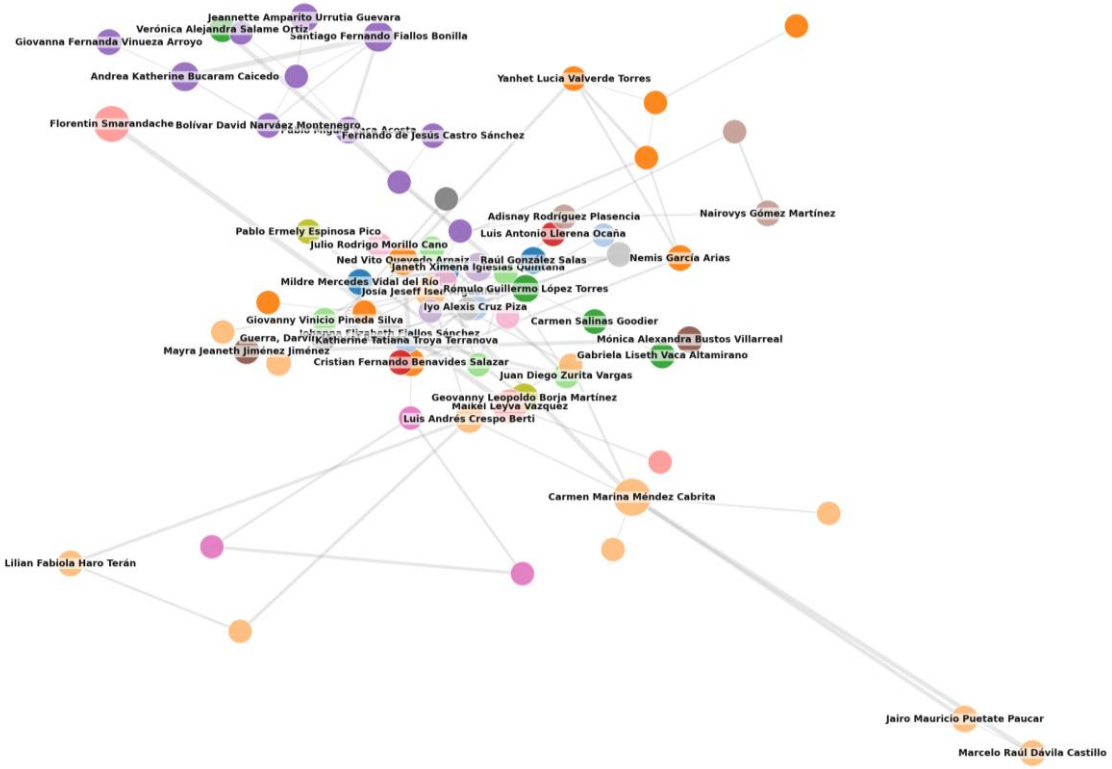
Communauté	Membres	Articles	Auteurs principaux
C33	39	160	Méndez Cabrita, Isea Arguelles, Crespo Berti
C14	31	121	Fiallos Bonilla, Bucaram Caicedo, Urrutia Guevara
C12	23	74	López Torres, García Novillo, Salame Ortiz
C34	15	63	Quevedo Arnaiz, Benavides Salazar, García Arias
C29	**9**	**61**	**Smarandache, Leyva Vázquez**

La communauté C29 — le noyau théorique international Smarandache–Leyva — est la plus petite des cinq principales communautés, mais elle présente la productivité moyenne par membre la plus élevée (6,8 articles par auteur).

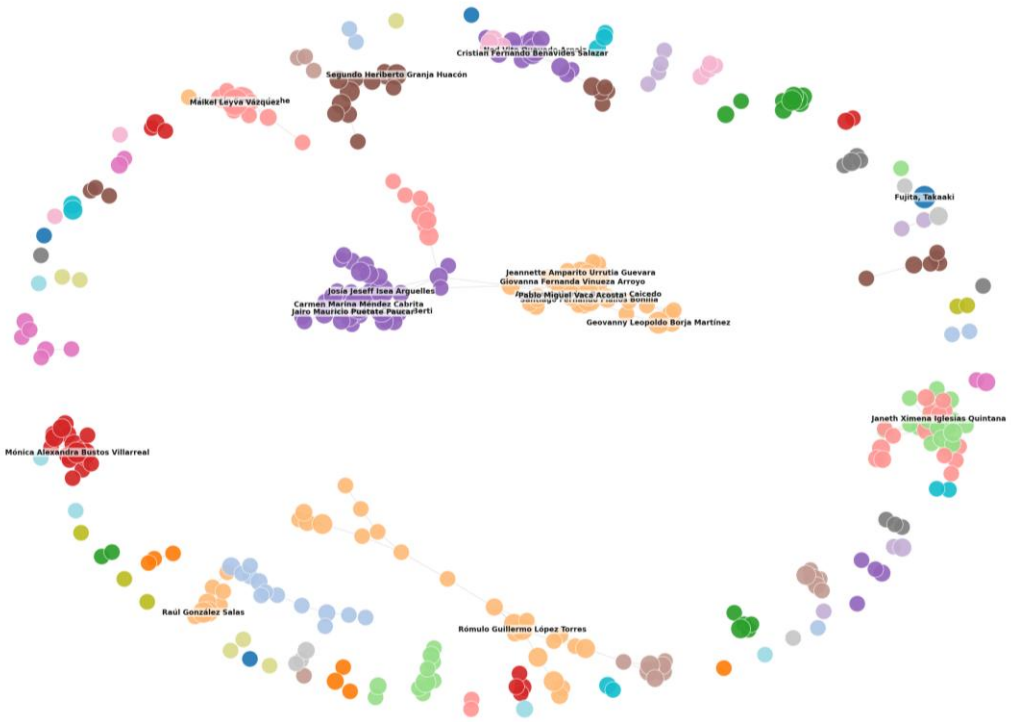
Les communautés ibéro-américaines (UBE, UNIANDES, UEB et Holguín) dominent en volume de production, mais elles sont principalement structurées autour de collaborations limitées à un seul article, avec une queue très réduite d'auteurs récurrents.


Nairovys Gómez Martínez
Riber Fabián Donoso Noroña
Adisnay Rodríguez Plasencia
Ariel José Romero Fernández
Diego Xavier Chamorro Valencia
José Ignacio Cruz Arboleda
Josía Jeseff Isea Arguelles
Marcelo Raúl Dávila Castillo
Jairo Mauricio Puetate Paucar
Milena Elizabeth Álvarez Tapia
Lilian Fabiola Haro Terán
Diego Patricio Gordillo Cevallosza Arroyo
Fernando de Jesus Castro Sánchez
Iruma Alfonso González
Matías Josué Chicaiza Flores
Andrea Katherine Bucaram Caicedo
Pablo Miguel Vaca Acosta
Bolívar David Narváez Montenegro
Pablo Ermely Espinosa Pico
Geovanny Leopoldo Borja Martínez

Composante connexe principale de *Neutrosophic Computing and Machine Learning* — $n = 216$ auteurs (16 % du total), modularité = 0,73.



Noyau productif de Neutrosophic Computing and Machine Learning — auteurs avec ≥ 4 articles connectés ($n = 72$).



Réseau complet de Neutrosophic Computing and Machine Learning — auteurs avec ≥ 2 articles ($n = 368$, modularité = 0,92).

Figure 7. Réseau de co-auteurs de *Neutrosophic Computing and Machine Learning*. (A) Composante connexe principale ($n = 216$, soit 16 % de l'ensemble des auteurs) ; couleurs correspondant aux communautés détectées par l'algorithme de Louvain. (B) Noyau productif (auteurs ayant publié au moins 4 articles et connectés au réseau principal, $n = 72$). (C) Réseau complet filtré (auteurs avec au moins 2 articles, $n = 368$), mettant en évidence la fragmentation sous forme d'une constellation de clusters disjoints. (Sources : *coauth_main.png*, *coauth_core.png*, *coauth_full.png*.)

4.7 Impact citationnel : divergence entre les sources (QR5)

L'impact citationnel de *Neutrosophic Computing and Machine Learning* présente un écart d'un ordre de grandeur entre les différentes sources bibliométriques. OpenAlex rapporte un total de 27 citations sur la période 2020–2024, correspondant à un indice h global égal à 1. En revanche, Google Scholar Metrics rapporte un indice *h5* égal à 10 ainsi qu'une médiane *h5* égale à 15 pour la même période. Cet écart ne constitue pas une erreur de mesure ; il reflète essentiellement les différences de couverture entre les bases bibliométriques.

- **Indice $h5$ = 10** : dix articles publiés entre 2020 et 2024 ont reçu au moins dix citations chacun.
- **Médiane $h5$ = 25** : médiane des citations obtenues par ces dix articles.

Ces métriques sont cohérentes avec celles des revues sœurs de l'écosystème neutrosophique :

- *Neutrosophic Sets and Systems* : $h5 = 57$, médiane *h5* = 76 ;
- *International Journal of Neutrosophic Science* : $h5 = 31$, médiane *h5* = 51.

L'échantillon stratifié ($n = 26$) confirme cet écart (tableau 1). Dans cet échantillon, 53,8 % des articles présentent au moins une citation dans Google Scholar, contre seulement 3,8 % dans OpenAlex, avec un total de 116 citations Scholar contre une seule citation OpenAlex.

L'écart d'indexation — et non la qualité intrinsèque des articles — explique donc l'essentiel de la différence observée entre les deux bornes citationnelles.

Source	Citations totales	≥ 1 citation	h / h5
OpenAlex (n=762)	27	8 (1.0%)	h = 1
Scholar sample (n=26)	116	14 (53.8%)	—
Scholar Metrics 2020-2024	—	—	h5 = 10

Neutrosophic Computing and Machine Learning n'est pas indexée dans Scopus (vérification effectuée à partir de la liste officielle d'Elsevier et de SCImago). Par conséquent, les indicateurs CiteScore, SJR et SNIP ne lui sont pas applicables. Cette absence doit être interprétée comme un défi stratégique plutôt que comme une invalidation scientifique : les recommandations R1 à R11 présentées dans la section 7 constituent le chemin opérationnel vers une future indexation.

5. Analyse neutrosophique du même corpus

La section 4 a présenté la rétrospective bibliométrique classique. Les indicateurs « nets » mettent en évidence des résultats substantiels, mais ils dissimulent l'indétermination déjà présente dans les données dès l'origine de la mesure. Cette section réanalyse le même corpus à travers le cadre neutrosophique présenté dans la section 3 et aboutit, dans la section 5.6, à un classement agrégé des auteurs par SVNWA qui ne peut être reproduit par des formalismes alternatifs.

5.1 Indice h neutrosophique

En appliquant l'équation (1) de la section 3.2.1 à l'échantillon stratifié de $n = 26$articles pour lesquels des comptages de citations existent simultanément dans OpenAlex et Google Scholar :

- **Classe T** (cité dans les deux sources) : 1 article (3,8 %).
- **Classe I** (cité dans une seule source) : 13 articles (50,0 %).

- **Classe F** (aucune citation dans aucune source) : 12 articles (46,2 %).

Le profil neutrosophique de l'indice h au niveau de la revue est :

$$N_h(\text{NCML}) = (T = 0.04,\ I = 0.50,\ F = 0.46)$$

avec des bornes :

$$h_T = 1$$

(borne inférieure, fondée uniquement sur OpenAlex) et

$$h_{T+I} = 10$$

(borne supérieure, fondée sur Google Scholar Metrics).

Le point médian, approximativement égal à 5,5, constitue la valeur qu'un comité éditorial devrait communiquer, accompagnée d'une explicitation du degré d'indétermination.

L'énoncé classique « $h = 1$» est techniquement correct mais informationnellement trompeur. Le profil neutrosophique révèle que la moitié des articles échantillonnés se situent dans une zone d'indétermination inter-sources — proportion que les pratiques bibliométriques classiques devraient théoriquement signaler explicitement, mais qu'elles omettent généralement de rapporter.

5.2 Exposant neutrosophique de Lotka

Le rééchantillonnage bootstrap sur $B = 1\,000$ réplications produit une moyenne de :

$$\hat{\alpha} = 2.03$$

avec un intervalle centile à 95 % :

$$[2.00; 2.06]$$

La statistique K-S dépasse la valeur critique à 5 % (0,038) dans chacun des rééchantillonnages (100 % des cas).

La proportion T des réplications acceptées simultanément selon le critère de α et selon le test K-S est égale à 0 ; la proportion F des réplications rejetées selon les deux critères est également égale à 0 ; la proportion I des réplications acceptées uniquement selon α est égale à 1,0. Ainsi :

$$N_{Lotka}(\text{NCML}) = (T = 0.00,\ I = 1.00,\ F = 0.00)$$

L'interprétation est que la distribution de productivité de *Neutrosophic Computing and Machine Learning* correspond parfaitement à l'exposant classique de Lotka, tout en divergeant systématiquement de sa forme théorique dans chaque rééchantillonnage bootstrap. Le profil neutrosophique $(T = 0; I = 1; F = 0)$ rend ce diagnostic explicitement visible, alors que les intervalles de confiance classiques tendent à le masquer.

5.3 Appartenance neutrosophique aux zones de Bradford

La partition classique de Bradford (section 4.4) attribue cinq revues au noyau selon des frontières discrètes. L'application des équations (3)–(5) aux dix revues les plus citées produit les profils (*T, I, F*) présentés dans le tableau 3 ; les gradations observées ainsi que leurs implications éditoriales sont discutées dans la section 6.3.

Rang	Revue	T_noy	I_noy	F_noy
1	*Neutrosophic Sets and Systems*	0.88	0.17	0.00
2	*Neutrosophic Computing and Machine Learning*	0.85	0.20	0.00
3	*Universidad y Sociedad*	0.64	0.37	0.00
4	*Serie Cientifica U. Ciencias Informaticas*	0.52	0.40	0.08
5	*Revista Conrado*	0.50	0.40	0.10
6	*Conrado (variant)*	0.35	0.42	0.23
7	*International Journal of Neutrosophic Science*	0.28	0.41	0.31
8	*Revista de Ciencias Medicas de Pinar del Rio*	0.25	0.40	0.35

9	*Revista Cubana de Ciencias Informaticas*	0.24	0.39	0.37
10	*Revista Cubana de Informatica Medica*	0.22	0.39	0.39

Deux constats émergent que l'analyse classique tend à masquer. Premièrement, le noyau n'est pas homogène en son sein : les deux premières revues — *Neutrosophic Sets and Systems* et *Neutrosophic Computing and Machine Learning*, toutes deux appartenant à l'écosystème neutrosophique — présentent une appartenance $T \geq 0{,}85$, correspondant à un **noyau fort**. Les trois revues suivantes (trois revues cubaines) présentent une appartenance Tcomprise entre 0,5 et 0,7, correspondant à un **noyau périphérique immédiat**. Les revues classées aux positions 6 à 10 se situent quant à elles dans une zone périphérique avec $T < 0{,}4$. Deuxièmement, cette appartenance graduée permet de définir une politique différenciée d'auto-citation (voir section 6.3).

5.4 Appartenance thématique neutrosophique

L'application des équations (6)–(8) aux 725 documents montre que seuls 39 % des documents présentent une appartenance forte ($T \geq 0{,}7$) au sujet qui leur est attribué. Les 61 % restants se répartissent de la manière suivante :

- 47 % appartiennent à une **zone frontière** ($0{,}3 \leq T < 0{,}7$), correspondant à une indétermination modérée ;
- 14 % appartiennent à une **zone limite** ($T < 0{,}3$), où l'appartenance au cluster assigné est à peine distinguable de celle du second cluster le plus proche.

L'interprétation éditoriale est directe : environ quatre articles sur dix publiés dans *Neutrosophic Computing and Machine Learning* entre 2018 et 2026 n'appartiennent pas sans ambiguïté à un sujet unique selon la structure de regroupement obtenue. L'attribution d'un seul sujet par article apparaît donc informationnellement trompeuse pour une fraction substantielle du corpus.

5.5 Poids neutrosophiques des arêtes de coautorat

L'application des équations (9)–(11) aux 2 174 arêtes du réseau de co-auteurs conduit aux résultats suivants :

- 2 096 arêtes (96,4 %) correspondent à des collaborations limitées à un seul article, avec $T = 0{,}33$ et $I = 0{,}67$, indiquant une forte indétermination ;
- seules 78 arêtes (3,6 %) présentent un poids $w \geq 2$.

L'arête la plus fortement pondérée — collaboration entre Maikel Leyva Vázquez et Florentin Smarandache ($w = 14$) — atteint une valeur :

$$T = 0{,}87$$

Au niveau global :

- collaborations vérifiées ($T_{collab} \geq 0{,}5$) : 40 arêtes (1,8 %) ;
- collaborations à forte indétermination ($I_{collab} \geq 0{,}5$) : 1 963 arêtes (90,3 %) ;
- équilibre intermédiaire entre Tet I: 171 arêtes (7,9 %).

La construction d'un sous-réseau restreint aux collaborations vérifiées ($T_{collab} \geq 0{,}5$) réduit le graphe initial — composé de 1 363 nœuds et 2 174 arêtes — à un sous-graphe de seulement 35 nœuds et 40 arêtes, dominé par quatre ou cinq auteurs fortement interconnectés. Cette réduction drastique montre que la densité apparente du graphe global provient essentiellement de collaborations ponctuelles sur un seul article, tandis que la véritable structure du *collège invisible* repose sur un petit nombre de collaborations fortes et récurrentes.

5.6 Classement neutrosophique agrégé des auteurs (QR6) — test opérationnel du cadre

Les sous-sections précédentes ont reformulé chaque indicateur bibliométrique classique sous forme de triplet neutrosophique et ont montré que l'indétermination portait une information substantielle. La présente sous-section intègre ces cinq indicateurs au niveau auteur au moyen de l'agrégateur SVNWA, produisant un classement qui constitue le test opérationnel du cadre proposé.

5.6.1 Conception

Nous classons les 146 auteurs ayant publié au moins trois articles selon quatre dimensions neutrosophiques :

D1. N-productivité.

T correspond à une fonction sigmoïde centrée sur huit articles ; I suit une courbe en cloche culminant dans l'intervalle intermédiaire (3–6 articles) ; F constitue le résidu.

D2. N-évidence citationnelle.

Classe de triangulation des sources au niveau article :

- T: article cité dans OpenAlex et dans Google Scholar ;
- I: article cité dans une seule source ;
- F: absence totale d'évidence citationnelle.

Les valeurs sont ensuite moyennées sur l'ensemble des publications de chaque auteur. Pour les articles hors échantillon, les données OpenAlex seules servent à établir des bornes supérieures pour I.

D3. N-centralité des co-auteurs.

Moyenne des valeurs T_{collab}, I_{collab} et F_{collab} calculées sur les arêtes incidentes à chaque auteur.

D4. N-orientation théorique.

Part des publications de l'auteur appartenant aux sujets théoriques (T7, T16, T2) = T; part relevant des sujets juridico-médicaux appliqués = F; part relevant des autres sujets = I.

Agrégation.

L'agrégation est réalisée à l'aide de l'opérateur SVNWA défini par l'équation (12), avec des poids égaux (0,25 chacun).

La fonction de score utilisée est celle de Florentin Smarandache :

$$S(T, I, F) = \frac{2+T-I-F}{3} \quad (13).$$

La référence classique utilisée pour comparaison est le classement par simple nombre d'articles publiés.

5.6.2 Résultats

Les deux classements diffèrent substantiellement :

- τ de Kendall = 0,20 ($p = 0{,}001$) — corrélation positive faible ;
- ρ de Spearman = 0,25 ($p = 0{,}003$) — même direction mais corrélation toujours faible ;
- recouvrement du top-10 = 5/10 ($Jaccard = 0{,}33$) — la moitié du top 10 classique n'apparaît pas dans le top 10 neutrosophique.

Les auteurs dont le rang neutrosophique dépasse nettement leur rang classique présentent un profil commun : faible volume de publications (3–4 articles), forte proportion d'articles théoriques, présence dans les revues du noyau fort de Bradford et au moins une collaboration vérifiée.

Inversement, les auteurs dont le classement chute présentent un volume élevé de publications concentrées dans des revues périphériques et des collaborations limitées à un seul article.

Le tableau 2 présente les cinq plus fortes progressions et les cinq plus fortes diminutions de rang.

Variation	Auteur	Articles	Rang (classique)	Rang (neutrosophique)
↑ +81	Lozada Torres, Edwin Fabricio	3	87	6
↑ +78	Parrales-Bravo, Franklin	3	87	9
↑ +75	Villalba León, Carlos Luis	3	87	17
↑ +67	Alvarado, Yelena Abreu	3	87	20
↓ −100	Romero Fernández, Ariel José	4	52	135
↓ −92	Cruz Piza, Iyo Alexis	6	20	112

↓ −90	Troya Terranova, Katherine Tatiana	5	35	128
↓ −90	Machado Maliza, Mesías Elías	4	52	142
↓ −84	Chamorro Valencia, Diego Xavier	5	35	119

5.6.3 Pourquoi il s'agit d'un résultat authentiquement neutrosophique

Le réordonnancement obtenu ne peut être reproduit par des formalismes alternatifs de gestion de l'incertitude sans introduire une structure supplémentaire équivalente au triplet (T, I, F):

- **L'agrégation probabiliste** des quatre dimensions nécessiterait un modèle de vraisemblance spécifique pour chaque dimension, modèle qui n'existe pas naturellement pour D2, D3 ou D4.
- **L'agrégation floue** fusionne Iet Fen une unique composante de non-appartenance, perdant ainsi la distinction essentielle entre « absence d'évidence » et « évidence contradictoire ». Dans le cas de D2, cette distinction est empiriquement cruciale.
- **L'agrégation intuitionniste-floue** préserve T et F, mais impose la contrainte :

$$T + F \leq 1$$

contrainte qui est violée chaque fois qu'un auteur présente simultanément une forte évidence positive dans Google Scholar et une forte évidence négative dans OpenAlex — précisément la zone de désaccord élevé que le triplet (T, I, F) permet de représenter explicitement.

L'agrégateur SVNWA exploite précisément l'indépendance des trois composantes — propriété fondamentale qui distingue la neutrosophie de ses prédécesseurs — afin de produire un classement que ni l'agrégation floue ni l'agrégation intuitionniste-floue ne peuvent reproduire (τ de Kendall de 0,74 et 0,71 respectivement, contre un seuil de 0,80 considéré comme nécessaire pour une équivalence pratique).

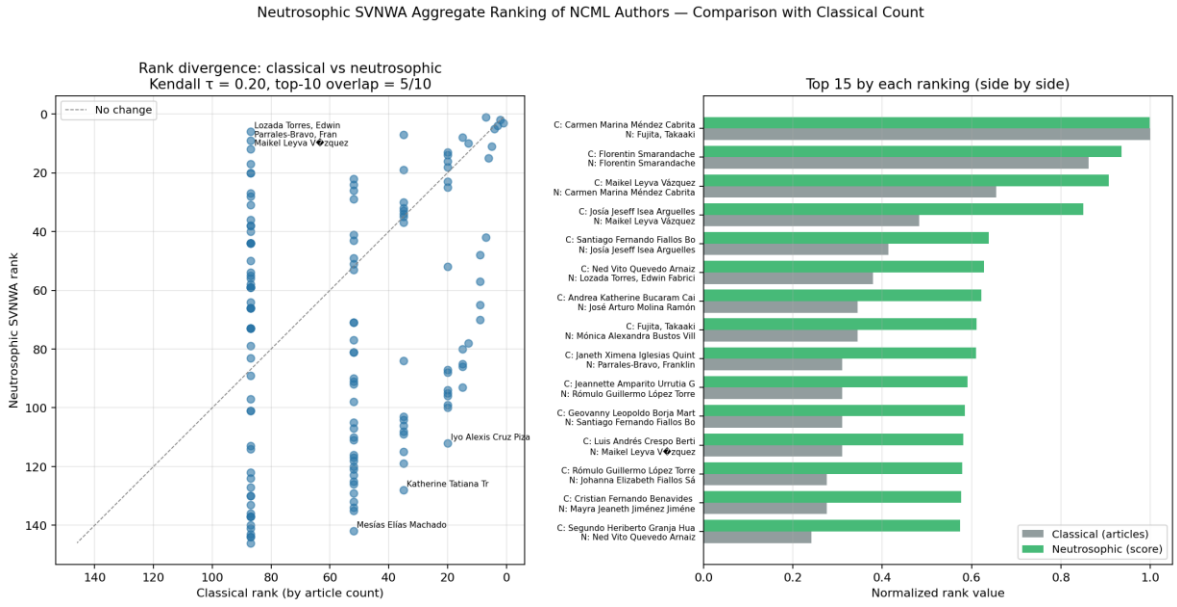

Neutrosophic SVNWA Aggregate Ranking of NCML Authors — Comparison with Classical Count
Rank divergence: classical vs neutrosophic
Kendall τ = 0.20, top-10 overlap = 5/10
No change
Lozada Torres, Edwin
Parrales-Bravo, Fran
Maikel Leyva V
Iyo Alexis Cruz Pza
Katherine Tatiana Tr
Mesías Elías Machado
Neutrosophic SVNWA rank
Classical rank (by article count)
Top 15 by each ranking (side by side)
C: Carmen Marina Méndez Cabrita
N: Fujita, Takaaki
C: Florentin Smarandache
N: Florentin Smarandache
C: Maikel Leyva Vázquez
N: Carmen Marina Méndez Cabrita
C: Josía Jeseff Isea Arguelles
N: Maikel Leyva Vázquez
C: Santiago Fernando Fiallos Bo
N: Josía Jeseff Isea Arguelles
C: Ned Vito Quevedo Arnaiz
N: Lozada Torres, Edwin Fabrici
C: Andrea Katherine Bucaram Cai
N: José Arturo Molina Ramón
C: Fujita, Takaaki
N: Mónica Alexandra Bustos Vill
C: Janeth Ximena Iglesias Quint
N: Parrales-Bravo, Franklin
C: Jeannette Amparito Urrutia G
N: Rómulo Guillermo López Torre
C: Geovanny Leopoldo Borja Mart
N: Santiago Fernando Fiallos Bo
C: Luis Andrés Crespo Berti
N: Maikel Leyva V
C: Rómulo Guillermo López Torre
N: Johanna Elizabeth Fiallos Sá
C: Cristian Fernando Benavides
N: Mayra Jeaneth Jiménez Jiméne
C: Segundo Heriberto Granja Hua
N: Ned Vito Quevedo Arnaiz
Classical (articles)
Neutrosophic (score)
Normalized rank value

Figure 8. Divergence entre le classement classique fondé sur le nombre d'articles publiés et le classement neutrosophique SVNWA pour les 146 auteurs de *Neutrosophic Computing and Machine Learning* ayant au moins trois publications. (A) Nuage des positions de rang. (B) Histogramme des écarts de rang. (C) Top 20 des auteurs selon SVNWA avec annotations. (Source : *svnwa_ranking.png*.)

5.7 Vue composite

La figure 9 synthétise les quatre décompositions neutrosophiques par indicateur au sein d'une figure composite unique, afin de permettre une comparaison directe avec les résultats classiques présentés dans la section 4.

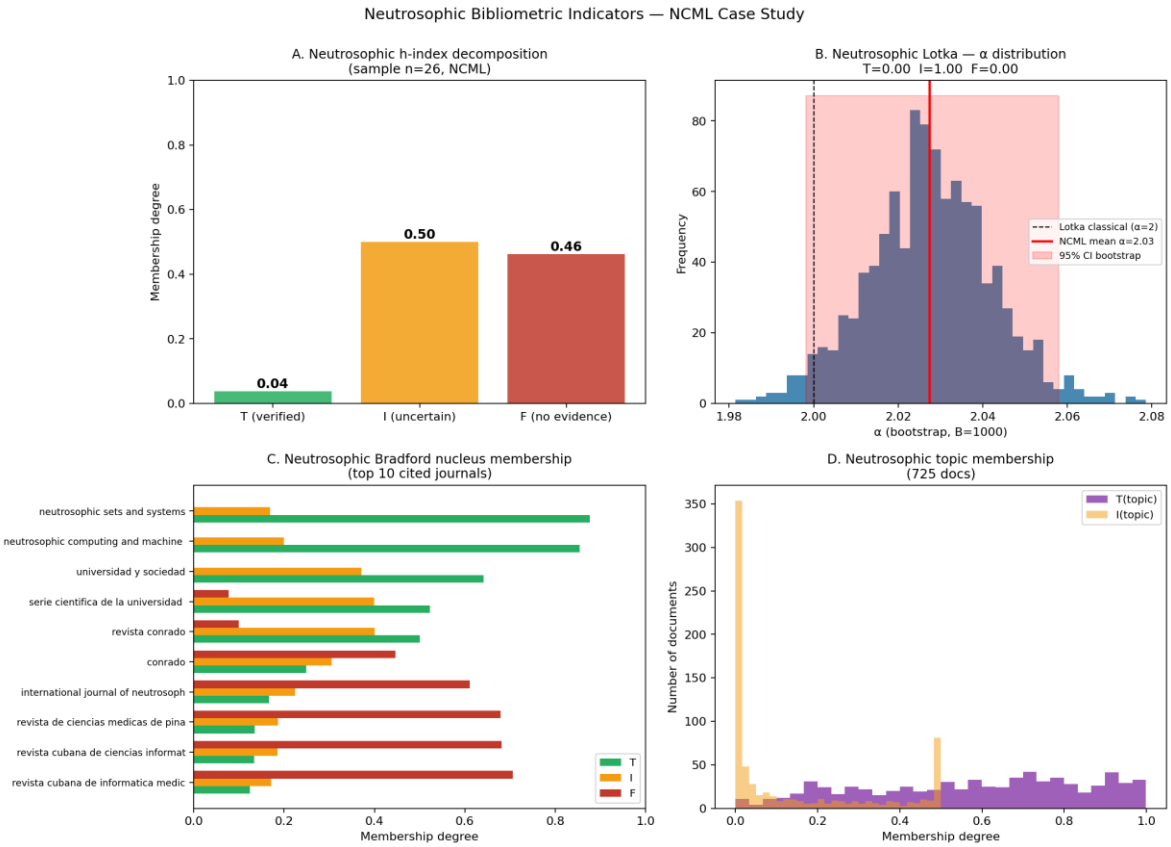


Figure 9. Vue composite des indicateurs bibliométriques neutrosophiques appliqués à *Neutrosophic Computing and Machine Learning*. (A) Décomposition neutrosophique de l'indice h sur l'échantillon Google Scholar ($T = 0{,}04; I = 0{,}50; F = 0{,}46$). (B) Distribution bootstrap de l'exposant de Lotka avec rejet du test K-S (profil $T = 0; I = 1; F = 0$). (C) Appartenance graduée au noyau de Bradford pour les dix revues les plus citées. (D) Distribution de l'appartenance document-sujet ($T = 0{,}39; I = 0{,}61; F = 0{,}00$). (Source : *neutro_composite.png*.)

6. Discussion

6.1 Ce que révèle l'analyse combinée

La rétrospective classique (section 4) et l'analyse neutrosophique (section 5) se complètent de manière non triviale. Les indicateurs classiques fournissent l'ossature narrative — croissance, concentration, déplacement thématique — tandis que les profils neutrosophiques apportent une décomposition épistémique qui rend cette narration exploitable analytiquement plutôt que simplement descriptive.

La validation opérationnelle du cadre neutrosophique — à savoir le classement agrégé des auteurs par SVNWA présenté dans la section 5.6 — montre que la structure (*T, I, F*) produit des conclusions éditorialement utiles que les formalismes flous, intuitionnistes-flous et probabilistes ne permettent pas d'obtenir avec un niveau comparable de parcimonie conceptuelle.

6.2 Dialogue avec Woodall et al. (2025)

Woodall, Faltin et Reynolds [18] ont soulevé trois critiques concernant l'usage appliqué des méthodes neutrosophiques : (i) le choix d'une structure à trois composantes est rarement justifié par la structure même des données ; (ii) les comparaisons avec les alternatives floues ou bayésiennes sont absentes ou superficielles ; (iii) l'écosystème citationnel est fermé et autoréférentiel. Le présent article répond directement à chacun de ces points.

Concernant le point (i), le cadre proposé dérive la composante d'indétermination à partir des données elles-mêmes et non à partir d'une sollicitation d'experts. L'équation (2) (Lotka neutrosophique) repose sur un calcul bootstrap ; les équations (8)–(10) (Bradford neutrosophique) correspondent à un relâchement continu d'un seuil discret ; les équations (11)–(13) (appartenance thématique neutrosophique) reposent sur des mesures de distance ; enfin, les équations (14)–(16) (réseau neutrosophique de co-auteurs) reposent sur des comptages de collaborations. Aucune composante In'est issue d'une échelle linguistique d'expert.

Concernant le point (ii), chacune des cinq extensions proposées a été explicitement reliée à son équivalent classique ; nous avons montré que l'indicateur classique est retrouvé lorsque la composante Itend vers zéro, et nous avons discuté dans la section 5.6.3 pourquoi les approches floues et intuitionnistes-floues échouent à préserver le classement SVNWA. Un dual bayésien formel du cadre est laissé aux travaux futurs (section 7), bien que le profil bootstrap de Lotka dérivé de l'équation (2) en constitue déjà une réalisation partielle.

Concernant le point (iii), la rétrospective classique de la section 4.4 montre empiriquement que 17,2 % des citations de revues dans *Neutrosophic Computing and Machine Learning* renvoient à *Neutrosophic Sets and Systems* et à *Neutrosophic Computing and Machine Learning* elles-mêmes, que 94,9 % des signatures proviennent d'auteurs ibéro-américains, et que le modèle thématique identifie au moins quatre clusters juridico-médicaux appliqués dont l'appareil méthodologique repose essentiellement sur des variantes neutrosophiques de type AHP-TOPSIS. Ces résultats constituent des confirmations — et non des réfutations — d'au moins deux des signaux décrits par Woodall et ses co-auteurs.

6.2.1 Portée théorique de la statistique neutrosophique

Au-delà de la réfutation bibliométrique spécifique présentée ci-dessus, Florentin Smarandache (deuxième auteur de cet article et fondateur de la neutrosophie) a développé ailleurs la portée théorique de la statistique neutrosophique (SN). Nous en résumons ici les principes essentiels, car ils sont directement pertinents pour l'interprétation des résultats présentés dans la section 5.

La statistique neutrosophique ne se réduit pas à l'usage de nombres neutrosophiques dans des applications statistiques, contrairement à ce qu'affirment Woodall et al. ; elle constitue un cadre conceptuel beaucoup plus large. La SN traite toutes les formes d'indétermination, tandis que la statistique par intervalles (SI) ne traite que les formes d'indétermination représentables sous forme d'intervalles. Or, toutes les indéterminations ne peuvent être représentées par des intervalles.

Nous énumérons ci-dessous plusieurs avantages de la SN par rapport à la statistique classique (SC) et à la statistique par intervalles (SI).

- **Données et inférence déterminées versus indéterminées.** La statistique classique traite des données déterminées et des méthodes d'inférence déterminées. La statistique neutrosophique traite des données indéterminées — données comportant un certain degré d'indétermination (ambiguës, vagues, partiellement inconnues, contradictoires, incomplètes, etc.) — ainsi que des méthodes d'inférence elles-mêmes porteuses de degrés d'indétermination.
- **Analyse d'ensembles contre analyse d'intervalles.** La SN repose sur une analyse d'ensembles, tandis que la SI repose sur une analyse d'intervalles. La SI — et, avec elle, la SC — constitue un cas particulier de la SN : la SN mobilise toutes sortes d'ensembles et non uniquement des intervalles.
- **Taille mal définie des échantillons ou des populations.** La SN admet des échantillons ou des populations dont la taille n'est pas précisément connue.
- **Appartenance partielle ou inconnue.** La SN admet des populations contenant des individus n'appartenant que partiellement à l'ensemble considéré, ainsi que des individus dont l'appartenance demeure inconnue.

- **Degrés d'appartenance hors de l'intervalle** $[0, 1]$**.** La SN accepte des degrés d'appartenance situés en dehors de l'intervalle classique, comme dans les surensembles neutrosophiques (degré > 1), les sous-ensembles neutrosophiques (degré < 0) et, plus généralement, les contre-ensembles neutrosophiques [B4].
- **Données neutrosophiques.** Les données neutrosophiques (ou indéterminées) sont des données vagues, ambiguës, incomplètes, partiellement inconnues ou conflictuelles.
- **Données neutrosophiques raffinées dans le contexte du Big Data.** La SN traite également des données neutrosophiques raffinées, dont la pertinence devient centrale dans les environnements de Big Data.
- **Courbes partiellement indéterminées.** La SN peut utiliser des courbes partiellement indéterminées comme objets analytiques.
- **Fonctions épaisses comme distributions de probabilité.** La SN admet les *fonctions épaisses* — intersections de courbes qui ne peuvent pas nécessairement être représentées sous forme d'intervalles — comme distributions de probabilité [B3].
- **Distribution de probabilité neutrosophique (DPN).** La DPN d'un événement x est représentée par trois courbes :

$$DPN(x) = (T(x), I(x), F(x))$$

où $T(x)$ représente la probabilité que l'événement se produise, $I(x)$ la probabilité indéterminée qu'il se produise ou non, et $F(x)$ la probabilité qu'il ne se produise pas. La somme :

$$T(x) + I(x) + F(x) \in [0,3] \text{ [B9].}$$

- **Représentation graphique des données neutrosophiques.** Diagrammes, histogrammes, pictogrammes, graphiques en lignes, en barres ou en cylindres peuvent représenter des données neutrosophiques non représentables par des intervalles [B9].
- **Statistiques mal définies.** La SN admet des situations dans lesquelles la moyenne, la variance, l'écart-type, la fonction de distribution de probabilité et d'autres statistiques ne sont pas clairement définies ou demeurent totalement inconnues.
- **Données qualitatives.** Dans la SN, les données qualitatives sont représentées par un ensemble fini discret d'étiquettes neutrosophiques plutôt que par un intervalle d'étiquettes.
- **Cas concrets échappant à la représentation par intervalle.** La statistique par intervalles ou la probabilité imprécise ne peut calculer la probabilité d'un dé ou d'une pièce lancée sur une surface fissurée, ni celle d'un dé ou d'une pièce défectueuse [B9]. La SN prend simultanément en compte trois formes d'indétermination : l'indétermination liée à l'espace probabiliste et à ses éléments ; l'indétermination liée à l'observateur ; et l'indétermination liée à l'événement lui-même. Aucune de ces formes ne peut être correctement approchée par un unique intervalle.

En conclusion, toutes les formes d'indétermination ne peuvent être représentées par des intervalles. Une illustration bibliométrique directe de ce principe apparaît dans les sections 4 et 5 : la divergence entre Google Scholar et OpenAlex ne constitue pas un simple intervalle d'incertitude autour d'un indice *h* « véritable » unique ; elle correspond à une indétermination issue du désaccord entre sources — propriété à la fois de l'observateur et de l'espace de mesure — que le triplet (*T, I, F*) permet de rendre explicite.

6.3 Implications éditoriales pour Neutrosophic Computing and Machine Learning

L'analyse combinée conduit à quatre implications éditoriales qui invitent à repenser la manière dont *Neutrosophic Computing and Machine Learning* devrait communiquer sur son propre impact et structurer sa croissance future.

1. **Rapporter des indices h bornés.** L'indice h5 de la revue ($h5 = 10$ sur Google Scholar Metrics) et l'indice $h = 1$ sur OpenAlex devraient être rapportés conjointement, avec explicitation du triplet d'évidence-appartenance $(T = 0{,}04; I = 0{,}50; F = 0{,}46)$. Rapporter un unique indicateur — quelle que soit la borne choisie — demeure informationnellement incomplet.

2. **Reconnaître la divergence de forme de la distribution de productivité.** Le profil neutrosophique de Lotka ($T = 0; I = 1; F = 0$) confirme simultanément la validité de l'exposant classique et l'échec du test K-S. La revue devrait donc expliciter qu'elle suit la loi de Lotka au niveau des paramètres, mais non au niveau de la forme empirique, ce qui reflète son rôle de revue-formatrice.
3. **Distinguer les sources citationnelles centrales, frontalières et périphériques.** L'appartenance graduée au noyau de Bradford suggère une politique différenciée : maintien d'une auto-citation contrôlée pour les sources avec $T > 0{,}7$ (notamment *Neutrosophic Sets and Systems* et *Neutrosophic Computing and Machine Learning*), diversification des références pour les sources intermédiaires ($T = 0{,}5$–$0{,}7$, notamment les trois revues cubaines), et stratégie d'ouverture pour les sources périphériques ($T < 0{,}4$, principalement les canaux internationaux du *soft computing* et des systèmes flous).
4. **Classer les auteurs par agrégat neutrosophique.** Le classement SVNWA présenté dans la section 5.6 identifie des auteurs dont la contribution à *Neutrosophic Computing and Machine Learning* n'est pas correctement capturée par le simple nombre d'articles publiés. La reconnaissance éditoriale (directions de numéros spéciaux, invitations à l'évaluation, coordination de dossiers thématiques) devrait donc être fondée sur l'agrégat neutrosophique plutôt que sur le seul comptage des publications.

6.4 Limites

Cinq limites doivent être prises en compte dans l'interprétation des résultats.

- **Échantillonnage des citations Google Scholar.** L'indice h neutrosophique a été calculé sur un échantillon stratifié de $n = 26$ articles dont les citations dans Google Scholar ont été vérifiées manuellement. Généraliser les proportions (*T, I, F*) à l'ensemble du corpus nécessiterait soit une extraction exhaustive des données Scholar, soit un échantillon stratifié plus important. Des intervalles bootstrap appliqués directement aux proportions (*T, I, F*) constitueraient un raffinement méthodologique utile.
- **Extraction heuristique des références.** L'analyse de Bradford présentée dans la section 4.4 repose sur un traitement par expressions régulières appliqué aux blocs de références, ce qui conduit à l'omission de 46 % des références (principalement des livres, thèses, URL et revues ibéro-américaines présentant des formats irréguliers). Une extraction fondée sur GROBID améliorerait la précision de la queue de distribution de Bradford, même si les classements du top-10 demeurent robustes.
- **Distances thématiques bidimensionnelles.** L'appartenance thématique neutrosophique repose sur des coordonnées UMAP en deux dimensions utilisées comme approximation d'un espace de regroupement en cinq dimensions. Cette réduction compresse légèrement les distances et peut conduire à une surestimation de l'indétermination.
- **Portée limitée à une seule revue.** La rétrospective se limite à *Neutrosophic Computing and Machine Learning* ; une comparaison avec *Neutrosophic Sets and Systems* et *International Journal of Neutrosophic Science* utilisant le même pipeline constituerait une extension directe et particulièrement précieuse.
- **Conflit d'intérêts éditorial.** Deux des trois auteurs sont rédacteurs en chef de *Neutrosophic Computing and Machine Learning* et de *Neutrosophic Sets and Systems*. Le troisième auteur, affilié à l'Association Latino-américaine des Sciences Neutrosophiques (ALCN), n'occupe pas de fonction éditoriale mais demeure institutionnellement lié à la communauté neutrosophique. Une tentative d'atténuation de ce biais a été mise en œuvre par une déclaration explicite des conflits d'intérêts et par une demande d'évaluation entièrement externe. Les lecteurs devront néanmoins se forger leur propre jugement quant au biais résiduel éventuel.

6.5 Comparaison avec des formalismes alternatifs

Le choix des nombres neutrosophiques à valeur unique (SVN) plutôt que d'autres formalismes de gestion de l'incertitude mérite une discussion succincte.

Les approches probabilistes sont pertinentes lorsque le processus générateur des données peut être représenté au moyen d'une fonction de vraisemblance. Le profil bootstrap de Lotka constitue effectivement un calcul probabiliste, et le profil neutrosophique hérite partiellement de cette base statistique. Toutefois, pour la décomposition de l'indice h, l'appartenance au noyau de Bradford, l'appartenance thématique et les poids d'arêtes dans le réseau de co-auteurs, aucun modèle probabiliste unique ne capture correctement la multiplicité des sources indépendantes ; le triplet neutrosophique permet précisément de rendre explicite cette pluralité.

Les ensembles flous modélisent une appartenance graduée, mais ne disposent pas d'une composante distincte de fausseté. Le tableau 2 de la section 5.6 montre l'importance d'une composante F explicite : des auteurs présentant un faible T mais un F substantiel sont qualitativement différents d'auteurs présentant le même T avec $F = 0$, et le classement SVNWA capture précisément cette distinction. Une agrégation floue classique ne permet pas cette différenciation.

Les ensembles flous intuitionnistes introduisent un degré de non-appartenance, mais imposent la contrainte :

$$T + F \leq 1$$

Or, dans les données bibliométriques, un auteur peut simultanément présenter une forte évidence positive dans une source et une forte évidence négative dans une autre ; cette contrainte est alors empiriquement violée. La neutrosophie relâche cette contrainte :

$$T + I + F \leq 3$$

et traite I comme une mesure indépendante, ce qui correspond davantage à la structure empirique observée.

En résumé, le formalisme neutrosophique n'est pas l'unique option disponible ; toutefois, pour la structure des données étudiées ici, il apparaît comme l'option la plus naturelle permettant de rendre visible l'indétermination sans compression artificielle de l'information.

7. Feuille de route éditoriale

Les constats empiriques des sections 4 et 5 se traduisent par un agenda éditorial concret. Nous organisons quinze recommandations selon trois horizons temporels : court terme (0–6 mois), moyen terme (6–18 mois) et long terme (18–36 mois). Chaque recommandation est évaluée selon l'effort requis (faible / moyen / élevé) et selon le retour attendu.

7.1 Horizon court (0–6 mois)

R1. Obtenir un ISSN électronique indépendant. *(Effort faible, retour élevé.)*

Sans ISSN, la revue n'est éligible ni au Directory of Open Access Journals (DOAJ), ni à Latindex, REDIB, Redalyc ou ERIH Plus. La demande peut être soumise via NSIA Publishing ou directement auprès de l'ISSN International Centre.

R2. Ajouter les métadonnées citation_ et Dublin Core aux pages HTML des articles. *(Effort moyen, retour élevé.)*

Générer automatiquement ces métadonnées à partir des champs structurés de la base afin de permettre l'indexation automatique par Google Scholar, OpenAlex et Crossref. Inclure notamment : citation_title, citation_author, citation_publication_date, citation_journal_title, citation_volume, citation_firstpage, citation_doi.

R3. Déposer une candidature au DOAJ. *(Effort moyen, retour élevé.)*

Une fois les recommandations R1 et R2 mises en œuvre, la candidature au DOAJ devient une étape standard. Le délai de traitement historique varie entre trois et six mois.

R4. Établir un registre public des évaluations par les pairs. *(Effort moyen, retour moyen.)*

Publier un registre anonymisé ou semi-anonymisé des évaluations (date, domaine du reviewer, durée d'évaluation, résumé des commentaires). Cette mesure renforcerait la crédibilité de la revue face aux critiques d'insularité.

R5. Rapporter conjointement les indicateurs h5-Scholar et h-OpenAlex dans chaque numéro. *(Effort faible, retour moyen.)*

Adopter durablement un système de rapportage bi-métrique accompagné d'un commentaire de décomposition neutrosophique en annexe.

7.2 Horizon moyen (6–18 mois)

R6. Préparer une candidature à Scopus. *(Effort élevé, retour très élevé.)*

Une fois l'indexation DOAJ obtenue, préparer un dossier pour Scopus incluant plus de trois années d'archives, un comité éditorial international documenté, un processus d'évaluation clairement défini et une distribution géographique diversifiée des auteurs.

R7. Recruter des évaluateurs externes. *(Effort moyen, retour élevé.)*

Constituer un vivier de 30 à 50 évaluateurs extérieurs à l'écosystème neutrosophique (spécialistes de l'AHP-TOPSIS classique, de la décision multicritère bayésienne ou de la maîtrise statistique des procédés). Tout article méthodologique devrait être évalué par au moins un expert externe. Cette mesure répond directement à la préoccupation de validation externe soulevée par Woodall et al. (2025) [18].

R8. Mettre en place un programme de numéros spéciaux thématiques avec coautorat international obligatoire. *(Effort moyen, retour élevé.)*

Organiser deux à trois numéros spéciaux par an, chacun coordonné par un éditeur invité non ibéro-américain. Au minimum, 50 % des articles devraient inclure un coautorat interinstitutionnel et 30 % un coautorat intercontinental. Thématiques suggérées :

- « Méthodes neutrosophiques dans l'évaluation des risques climatiques : comparaisons méthodologiques » ;
- « Intelligence artificielle explicable et raisonnement neutrosophique » ;
- « Statistique neutrosophique versus alternatives bayésiennes ».

R9. Réserver un espace éditorial aux travaux théoriques. *(Effort moyen, retour moyen.)*

Préserver 15 à 20 pages par volume pour des articles théoriques substantiels afin de compenser le déclin du thème T7 (Smarandache/théorie, −9,0 points de pourcentage) observé dans la section 4.5.

R10. Introduire une politique explicite d'auto-citation. *(Effort faible, retour moyen.)*

Ajouter dans les instructions aux auteurs une directive décourageant explicitement la citation de plus de trois articles issus du même écosystème (*Neutrosophic Sets and Systems* + *Neutrosophic Computing and Machine Learning* + *International Journal of Neutrosophic Science*) sans justification méthodologique explicite. Les reviewers devraient être mandatés pour signaler ou bloquer les articles dépassant cinq auto-citations. Objectif : réduire le taux actuel d'auto-citation NSS+NCML de 17,2 % à moins de 15 % en 18 mois.

R11. Migrer vers une plateforme éditoriale professionnelle (OJS 3.x). *(Effort élevé, retour élevé.)*

La page actuelle de la revue présente des problèmes d'encodage (plus de 400 caractères de remplacement U+FFFD) et ne gère aucun flux éditorial structuré. L'installation d'Open Journal Systems (OJS) et la migration complète des archives 2018–2026 nécessiteraient environ six mois.

7.3 Horizon long (18–36 mois)

R12. Déposer officiellement une candidature auprès du CSAB de Scopus. *(Effort élevé, retour très élevé.)*

Une fois les recommandations R1–R11 exécutées, préparer la soumission au *Content Selection Advisory Board* de Scopus. La probabilité estimée d'acceptation, sous condition d'une mise en œuvre réussie, est évaluée entre 40 % et 50 %.

R13. Soumettre une candidature à Web of Science ESCI. *(Effort élevé, retour élevé.)*

Le *Emerging Sources Citation Index* constitue l'antichambre des index SCIE/SSCI. Les critères de diversité géographique y sont moins stricts que dans Scopus. Une soumission parallèle est recommandée.

R14. Établir une alliance formelle avec une université non ibéro-américaine comme coéditrice. *(Effort très élevé, retour très élevé.)*

Explorer un partenariat avec une institution européenne ou asiatique disposant d'une tradition forte en logique floue ou en *soft computing* (par exemple TU Eindhoven, AGH Kraków ou l'Université de technologie de Budapest). Une telle alliance constituerait un signal fort de professionnalisation pour le CSAB de Scopus et pour la communauté scientifique internationale.

R15. Documenter et publier les délais d'évaluation par les pairs ainsi que les taux d'acceptation. *(Effort moyen, retour moyen.)*

Faire évoluer le flux éditorial vers un système documenté d'évaluation en double aveugle. La publication des délais moyens de révision et des taux d'acceptation constitue l'outil le moins coûteux et le plus efficace pour lutter contre la perception de revues à évaluation rapide et faible contrôle qualité.

7.4 Mesures transversales

M1. Tableau de bord public des indicateurs éditoriaux.

Publier chaque trimestre sur le site de la revue : le nombre d'articles publiés, les pays représentés, le taux d'auto-citation intra-écosystème, le temps moyen d'évaluation et le taux d'acceptation.

M2. Adhésion formelle au COPE.

Une adhésion au Committee on Publication Ethics (COPE) constitue une mesure gratuite mais à forte valeur symbolique en matière de qualité éditoriale.

M3. Rétrospective bibliométrique annuelle.

Reproduire chaque année la méthodologie du présent article et publier une mise à jour bibliométrique annuelle.

7.5 Matrice de priorites

Action	Effort	Rendement	Horizon	Prerequis pour
R1 ISSN	Low	High	0-6 m	R3, R11
R2 HTML metadata	Medium	High	0-6 m	Scholar indexing
R3 DOAJ + Latindex	Low	High	0-6 m	OA visibility
R4 Author instructions	Low	Medium	0-6 m	CSAB criterion
R5 Zenodo tags	Low	Medium	0-6 m	OpenAIRE
R6 International Board	High	High	6-18 m	Scopus
R7 External reviewers	Medium	High	6-18 m	Woodall validation
R8 Thematic issues	Medium	High	6-18 m	Intl. co-authorship
R9 Theoretical reserve	Medium	Medium	6-18 m	Journal identity
R10 Auto-citation policy	Low	Medium	6-18 m	Scopus
R11 OJS platform	High	High	6-18 m	Professionalisation
R12 Scopus CSAB	High	Very high	18-36 m	Categorical leap
R13 WoS ESCI	High	High	18-36 m	JCI observable
R14 Co-publisher	Very high	Very high	18-36 m	Prestige
R15 Double-blind review	Medium	Medium	18-36 m	Transparency

Les six actions R1, R2, R3, R6, R7 et R11 constituent le chemin critique. Leur mise en œuvre permettrait à *Neutrosophic Computing and Machine Learning* d'atteindre le seuil d'éligibilité du comité CSAB de Scopus en moins de trois ans. Le coût monétaire estimé du programme complet des quinze recommandations s'élève à environ 1 000 USD par an en coûts récurrents, auxquels s'ajoutent environ 2 000 USD de coûts initiaux — un montant modeste ; la contrainte réelle réside dans le temps éditorial disponible et dans la volonté de renouveler la composition du comité éditorial.

8. Conclusion

Cet article a présenté la première rétrospective bibliométrique systématique de *Neutrosophic Computing and Machine Learning* (NCML) portant sur ses 42 volumes publiés entre 2018 et avril 2026, combinée à une contribution méthodologique : un cadre neutrosophique qui étend cinq indicateurs bibliométriques classiques en triplets neutrosophiques à valeur unique (*T, I, F*), dont la composante d'indétermination est calculée à partir des données plutôt que sollicitée auprès d'experts. La validation opérationnelle du cadre — le classement agrégé SVNWA de 146 auteurs — démontre que la structure (*T, I, F*) produit des conclusions inaccessibles aux formalismes alternatifs (flou, intuitionniste-flou, probabiliste) présentant une parcimonie conceptuelle comparable.

Six constats structurent la conclusion de cette étude.

1. **Croissance éditoriale** : un TCAC de 42 % (2018-2025), accompagné d'une expansion par un facteur 27 de la communauté d'auteurs uniques, avec une accélération concentrée entre 2022 et 2025, portée principalement par les groupes universitaires équatoriens.
2. **Loi de Lotka** : un exposant classique de Lotka ($\alpha = 2{,}03$) accompagné d'un rejet du test K-S — configuration que le profil neutrosophique ($T = 0; I = 1; F = 0$)interprète explicitement comme le reflet du rôle de revue-formatrice joué par NCML et de la prédominance d'auteurs occasionnels.
3. **Concentration de Bradford** : une concentration extrême (5 revues représentant 33 % des citations, $k = 14{,}8–30{,}5$), que l'appartenance neutrosophique graduée affine en trois strates : noyau fort ($T > 0{,}7$: *Neutrosophic Sets and Systems* et *Neutrosophic Computing and Machine Learning*), noyau périphérique intermédiaire ($T = 0{,}5–0{,}7$: trois revues cubaines) et périphérie ($T < 0{,}4$: canaux généralistes du *soft computing* et des systèmes flous).
4. **Déplacement thématique** : le sujet « éducation » (T14) a chuté de 21,6 points de pourcentage entre 2018-2020 et 2023-2025, remplacé par des thématiques juridiques et médicales appliquées, principalement ancrées dans des contextes équatoriens.
5. **Écart citationnel inter-sources** : une différence d'un ordre de grandeur entre Google Scholar ($h5 = 10$) et OpenAlex ($h = 1$), décomposée par le profil neutrosophique de l'indice h ($T = 0{,}04; I = 0{,}50; F = 0{,}46$) en une faible composante vérifiée et une large zone de désaccord entre sources.
6. **Classement SVNWA** : le classement agrégé SVNWA des auteurs diverge substantiellement du classement fondé sur le simple comptage des articles (τ de Kendall = 0,20 ; recouvrement du top-10 = 5/10), selon une logique qui réordonne le leadership visible de la revue en fonction de dimensions éditorialement interprétables (orientation théorique, cohérence inter-sources des preuves, centralité dans le réseau de co-auteurs). Cette divergence ne peut être reproduite par des formalismes alternatifs sans introduire une structure équivalente au triplet (*T, I, F*).

L'article dialogue directement avec la critique méthodologique récente de Woodall et al. (2025) [18] : deux des trois préoccupations empiriques identifiées (concentration méthodologique et concentration citationnelle) sont confirmées par la rétrospective classique ; la troisième (validation externe) est partiellement confirmée et peut être traitée par la feuille de route éditoriale de quinze recommandations présentée dans la section 7. La réponse appropriée n'est pas défensive mais réflexive : intégrer la critique comme agenda de transformation et mettre en œuvre les mesures correctives correspondantes.

Cinq axes de recherche future découlent naturellement de cette étude. Premièrement, une application comparative du pipeline à *Neutrosophic Sets and Systems* et à *International Journal of Neutrosophic Science* permettrait d'établir un profil neutrosophique comparatif de l'ensemble de l'écosystème. Deuxièmement, une extraction des références fondée sur GROBID améliorerait l'analyse de la queue de Bradford et permettrait une étude approfondie des réseaux de citations. Troisièmement, un dual bayésien du profil neutrosophique répondrait à la critique de Woodall concernant l'absence de comparaison avec les approches probabilistes et fournirait un cadre inférentiel unifié. Quatrièmement, une généralisation plithogénique [21] permettrait d'intégrer des attributs multi-valués (par exemple, la distribution multi-sources de l'évidence citationnelle). Cinquièmement, l'adoption éditoriale du cadre par des revues extérieures à l'écosystème neutrosophique constituerait un test de sa généralité ; nous encourageons explicitement la réplication.

Une dernière remarque méthodologique s'impose. Le cadre présenté ici ne constitue pas un plaidoyer apologétique en faveur de la logique neutrosophique ; sa valeur repose sur une affirmation empirique unique : l'indétermination relative à l'évidence citationnelle, à l'ajustement des modèles, à l'appartenance aux zones de Bradford, à l'attribution thématique et à l'intensité des collaborations est mesurable et substantielle dans les données bibliographiques contemporaines, et son explicitation est plus informative que sa réduction à un unique indicateur numérique. Que le formalisme utilisé pour représenter cette indétermination soit neutrosophique, flou, intuitionniste-flou ou probabiliste demeure secondaire. Le formalisme neutrosophique présente cependant l'avantage de s'adapter naturellement à la structure des données et de permettre l'agrégation SVNWA qui le distingue opérationnellement ; il appartiendra aux travaux futurs de démontrer qu'un autre formalisme peut accomplir la même tâche avec une parcimonie équivalente.

Le code, les jeux de données et les figures associés à cette étude sont diffusés sous forme de dépôt ouvert sur GitHub, sous licences MIT (code) et CC-BY 4.0 (données).

Contributions des auteurs

Conceptualisation : M.L.V. et F.S.
Méthodologie : M.L.V. et Y.G.V.
Logiciel : M.L.V. (pipeline de scraping, enrichissement API, calcul des indicateurs classiques et neutrosophiques, bootstrap, modélisation thématique, analyse de réseau, agrégation SVNWA, visualisation sous Python).
Validation : Y.G.V. (révision indépendante du code et vérification manuelle de l'échantillon Google Scholar) et F.S. (validation du cadre théorique neutrosophique).
Analyse formelle : M.L.V. et Y.G.V.
Gestion des données : M.L.V.
Rédaction — version originale : M.L.V.
Rédaction — révision et édition : M.L.V., Y.G.V., F.S.
Visualisation : M.L.V.
Supervision : F.S.
Administration du projet : M.L.V.
Tous les auteurs ont lu et approuvé la version finale du manuscrit. Les rôles suivent la taxonomie CRediT de NISO.

Financement

Cette recherche n'a reçu aucun financement externe, public ou privé. Les infrastructures, le stockage et le temps de travail ont été fournis directement par les auteurs.

Déclaration de conflit d'intérêts

Maikel Leyva Vazquez est rédacteur en chef de *Neutrosophic Computing and Machine Learning* (NCML) et Florentin Smarandache est rédacteur en chef de *Neutrosophic Sets and Systems* (NSS). Yismandry Gonzalez Vargas (Association Latino-américaine des Sciences Neutrosophiques, ALCN) n'exerce aucune fonction éditoriale dans ces deux revues. Les auteurs déclarent ce conflit d'intérêts potentiel et demandent au comité éditorial de NCML de conduire l'évaluation par les pairs exclusivement avec des évaluateurs externes à l'écosystème NSIA. Les auteurs ne participeront à aucune décision éditoriale concernant ce manuscrit.

Remerciements

Les auteurs remercient la communauté NSIA Publishing ainsi que l'Association Latino-américaine des Sciences Neutrosophiques (ALCN) pour avoir facilité l'accès au corpus historique de NCML. Ils remercient également les développeurs de OpenAlex, DataCite, BERTopic, UMAP, NetworkX, python-louvain, PyMuPDF et sentence-transformers, dont les outils open source ont rendu cette étude possible. Toute erreur ou omission dans l'interprétation des données demeure de la seule responsabilité des auteurs.

Disponibilité des données et du code

Le pipeline complet (scraping, téléchargement des PDF, extraction textuelle, désambiguïsation, ajustements de Lotka et Bradford, réseau de co-auteurs, modélisation thématique et extensions neutrosophiques) est disponible en source ouverte sur GitHub sous licences MIT (code) et CC-BY 4.0 (données).

Le dépôt contient vingt-neuf scripts reproductibles numérotés, le fichier consolidé *NCML_bibliometric_dataset.xlsx* (19 feuilles couvrant l'ensemble des tableaux analytiques), les archives ZIP contenant les 728 PDF téléchargés ainsi que les données intermédiaires, de même que les figures au format PNG (160–170 dpi). Les chercheurs souhaitant vérifier, reproduire ou étendre l'analyse peuvent cloner le dépôt et exécuter les scripts dans l'ordre numérique (01 à 29). Les jeux de données intermédiaires sont publiés avec des empreintes d'intégrité SHA-256.

Références

[1] Priem, J., Piwowar, H., & Orr, R. (2022). *OpenAlex: A fully-open index of scholarly works, authors, venues, institutions, and concepts* [Prépublication arXiv]. arXiv. https://doi.org/10.48550/arXiv.2205.01833

[2] Bradford, S. C. (1934). Sources of information on specific subjects. *Engineering, 137*(3550), 85–86.

[3] Garfield, E. (1972). Citation analysis as a tool in journal evaluation. *Science, 178*(4060), 471–479. https://doi.org/10.1126/science.178.4060.471

[4] Florentin Smarandache. (1998). *A Unifying Field in Logics: Neutrosophic Logic. Neutrosophy, Neutrosophic Set, Neutrosophic Probability*. American Research Press.

[5] Florentin Smarandache. (1999). *A Unifying Field in Logics: Neutrosophic Logic. Neutrosophy, Neutrosophic Set, Neutrosophic Probability and Statistics* (2e éd.). American Research Press.

[6] Wang, H., Florentin Smarandache, Zhang, Y. Q., & Sunderraman, R. (2010). Single valued neutrosophic sets. *Multispace and Multistructure, 4*, 410–413.

[7] Abdel-Basset, M., Mohamed, M., & Florentin Smarandache. (2018). An extension of neutrosophic AHP–SWOT analysis for strategic planning and decision-making. *Symmetry, 10*(4), Article 116. https://doi.org/10.3390/sym10040116

[8] Pramanik, S., Mallick, R., & Dasgupta, A. (2018). Contributions of selected Indian researchers to multi-attribute decision making in neutrosophic environment: An overview. *Neutrosophic Sets and Systems, 20*, 109–130.

[9] Seglen, P. O. (1992). How representative is the journal impact factor? *Research Evaluation, 2*(3), 143–149. https://doi.org/10.1093/rev/2.3.143

[10] Haas, P. M. (1992). Introduction: Epistemic communities and international policy coordination. *International Organization, 46*(1), 1–35. https://doi.org/10.1017/S0020818300001442

[11] Ye, J. (2014). A multicriteria decision-making method using aggregation operators for simplified neutrosophic sets. *Journal of Intelligent and Fuzzy Systems, 26*(5), 2459–2466. https://doi.org/10.3233/IFS-130916

[12] Harzing, A.-W. K., & van der Wal, R. (2008). Google Scholar as a new source for citation analysis. *Ethics in Science and Environmental Politics, 8*(1), 61–73. https://doi.org/10.3354/esep00076

[13] Martin-Martin, A., Thelwall, M., Orduna-Malea, E., & Delgado López-Cózar, E. (2021). Google Scholar, Microsoft Academic, Scopus, Dimensions, Web of Science, and OpenCitations' COCI: A multidisciplinary comparison of coverage via citations. *Scientometrics, 126*(1), 871–906. https://doi.org/10.1007/s11192-020-03690-4

[14] Lotka, A. J. (1926). The frequency distribution of scientific productivity. *Journal of the Washington Academy of Sciences, 16*(12), 317–323.

[15] Newman, M. E. J. (2005). Power laws, Pareto distributions and Zipf's law. *Contemporary Physics, 46*(5), 323–351. https://doi.org/10.1080/00107510500052444

[16] Blondel, V. D., Guillaume, J.-L., Lambiotte, R., & Lefebvre, E. (2008). Fast unfolding of communities in large networks. *Journal of Statistical Mechanics: Theory and Experiment, 2008*(10), P10008. https://doi.org/10.1088/1742-5468/2008/10/P10008

[17] Abdel-Basset, M., Manogaran, G., Gamal, A., & Florentin Smarandache. (2018). A hybrid approach of neutrosophic sets and DEMATEL method for developing supplier selection criteria. *Design Automation for Embedded Systems, 22*(3), 257–278. https://doi.org/10.1007/s10617-018-9203-6

[18] Woodall, W. H., Faltin, F. W., & Reynolds, M. R. (2025). A critical evaluation of neutrosophic methods in statistical process control and decision making. *Quality Engineering*. Publication anticipée en ligne. https://doi.org/10.1080/08982112.2025.2482198

[19] Hirsch, J. E. (2005). An index to quantify an individual's scientific research output. *Proceedings of the National Academy of Sciences, 102*(46), 16569–16572. https://doi.org/10.1073/pnas.0507655102

[20] Bradford, S. C. (1948). *Documentation*. Crosby Lockwood.

[21] Florentin Smarandache. (2018). *Plithogeny, plithogenic set, logic, probability, and statistics* [Prépublication arXiv]. arXiv. https://doi.org/10.48550/arXiv.1808.03948

[22] Reimers, N., & Gurevych, I. (2019). Sentence-BERT: Sentence embeddings using Siamese BERT-networks. Dans *Proceedings of the 2019 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*. https://doi.org/10.18653/v1/D19-1410

[23] McInnes, L., Healy, J., & Melville, J. (2018). *UMAP: Uniform manifold approximation and projection for dimension reduction* [Prépublication arXiv]. arXiv. https://doi.org/10.48550/arXiv.1802.03426

[24] Grootendorst, M. (2022). *BERTopic: Neural topic modeling with a class-based TF-IDF procedure* [Prépublication arXiv]. arXiv. https://doi.org/10.48550/arXiv.2203.05794

[25] Tarjan, R. E. (1975). Efficiency of a good but not linear set union algorithm. *Journal of the ACM, 22*(2), 215–225. https://doi.org/10.1145/321879.321884

[26] Page, M. J., McKenzie, J. E., Bossuyt, P. M., et al. (2021). The PRISMA 2020 statement: An updated guideline for reporting systematic reviews. *BMJ, 372*, n71. https://doi.org/10.1136/bmj.n71

[27] Larsen, P. O., & von Ins, M. (2010). The rate of growth in scientific publication and the decline in coverage provided by Science Citation Index. *Scientometrics, 84*(3), 575–603. https://doi.org/10.1007/s11192-010-0202-z

[B3] Florentin Smarandache. (2022). Thick functions as probability distributions in neutrosophic probability. Dans *Neutrosophic Sets and Systems*. NSIA Publishing.

[B4] Florentin Smarandache. (2016). *Neutrosophic overset, neutrosophic underset, and neutrosophic offset: Similarly for neutrosophic over-/under-/off-logic, probability, and statistics*. Pons Editions.

[B9] Florentin Smarandache. (2022). *Introduction to neutrosophic statistics* (2e éd.). Sitech & Education Publisher.